

صياغة النماذج المالية والاقتصادية مع EViews

دليل للطلبة والمحترفين

تأليف

معتصم تاطاحي

عبد القادر الجندالي

ترجمة

د. جاب الله محمد جاب الله د. رمضان مفتاح الفيتوري

كلية الاقتصاد

جامعة عمر المختار

كلية الاقتصاد

جامعة عمر المختار

رقم الايداع : 2021/1977م

الترقيم الدولى: 8 - 36 - 6723 - 977 - 978

الطبعة الاولى 2021

دار حميثرا للنشر

جميع حقوق الطبع والنشر محفوظة لدار حميثرا للنشر

لا يجوز استنساخ أو طباعة أو تصوير أي جزء من هذا الكتاب
أو اختزانه بأي وسيلة إلا بإذن مسبق من الناشر.

التوزيع داخل جمهورية مصر العربية والسودان وشمال افريقيا ودول الخليج

جمهورية مصر العربية - القاهرة 26 ش شامبليون

ت : 01113664737 - 01007420665

البريد الالكتروني : Email : homysra@gmail.com

محتويات الكتاب

الصفحة

الموضوع

3 محتويات الكتاب
9 مقدمة المترجمين
11 الفصل الأول: مقدمة لبرنامج EViews
11 1.1 مقدمة Introduction
14 2.1.1 استيراد البيانات داخل EViews
16 1.2.1 قراءة بيانات المتغيرات من Exce/IBM SPSS
19 2.2.1 حفظ وفتح ملف بيانات EViews
23 الفصل الثاني: مبادئ توجيهية لإجراء الانحدار
23 1.2 الانحدار باستخدام EViews
29 1.1.2 حفظ معادلة الانحدار
30 2.1.2 تحرير وحفظ الرسومات البيانية للانحدار
36 2.2 دالة كوب دوغلاس The Cobb-Douglas Function
 1.2.2 تقدير دالة كوب دوغلاس Estimation of the Cobb-Douglas
37 Model
39 2.2.2 تفسير معادلة الانحدار Interpret the Regression Equation
41 3.2.2 اختبار المعلمات Testing the Coefficients
42 4.2.2 تعليق على قيمة R^2 واختبار R^2
 5.2.2 تعدد العلاقات الخطية وتحليل البواقي Multicollinearity and
43 Residual Analysis

الصفحة

الموضوع

46	1.5.2.2 الكشف عن مشكلة تعدد العلاقات الخطية في EViews
50	2.5.2.2 الكشف عن مشكلة الخطية في برنامج EViews
50	3.5.2.2 الكشف عن مشكلة عدم ثبات التباين في برنامج EViews
53	4.5.2.2 الكشف عن مشكلة الارتباط الذاتي في EViews
57	الفصل الثالث: تحليل السلاسل الزمنية
59	1.3 سلسلة زمنية واحدة: الطلب على النقود الحقيقية (RMD)
59	1.1.3 الطريقة غير الرسمية: الرسم البياني للسلسلة الزمنية وعرض شكل الارتباط
61	2.1.3 الطريقة الرسمية: إجراء اختبار ديكي فولر التكميلي Augmented Dicky-Fuller Test (ADF)
63	2.3 السلسلة الزمنية الثانية: الناتج المحلي الإجمالي الحقيقي (RGDP)
63	1.2.3 الطريقة غير الرسمية: الرسم البياني للسلسلة الزمنية وإنشاء شكل الارتباط
65	2.2.3 الطريقة الرسمية: إجراء اختبار ديكي فولر التكميلي (ADF)
67	3.3 السلسلة الزمنية الثالثة: معدلات الفائدة (INT)
67	1.3.3 الطريقة غير الرسمية: الرسم البياني للسلسلة الزمنية وإنشاء جدول الارتباط
69	2.3.3 الطريقة الرسمية: إجراء اختبار فولر التكميلي (ADF)
70	4.3 السلسلة الزمنية الرابعة: الفرق الأول لـ RMD-DRMD
70	1.4.3 الطريقة غير الرسمية: الرسم البياني للسلاسل الزمنية وإنشاء جدول الارتباط
72	2.4.3 الطريقة الرسمية: إجراء اختبار ديكي فولر التكميلي (ADF)

الموضوع	الصفحة
5.3 السلسلة الزمنية الخامسة: الفرق الأول بين المتغير RGDP و DRGDP ..	73
1.5.3 الطريقة غير الرسمية: الرسم البياني للسلسلة الزمنية وإنشاء جدول الارتباط	73
2.5.3 الطريقة الرسمية: إجراء اختبار ديكي فولر التكميلي (ADF) ...	75
6.3 السلسلة الزمنية السادسة: الفرق الأول للمتغير INT-DINT	76
1.6.3 الطريقة غير الرسمية: الرسم البياني للسلسلة الزمنية وإنشاء جدول الارتباط	76
2.6.3 الطريقة الرسمية: إجراء اختبار ديكي فولر (ADF)	78
الفصل الرابع : نمذجة السلاسل الزمنية	81
1.4 خصائص الاستقرار The property of Stationarity	82
1.1.4 فروق الاتجاه العام Trend Differencing	82
2.1.4 الفروق الموسمية Seasonal Differencing	85
3.1.4 تجانس البيانات Homoscedasticity	86
2.4 السلاسل الزمنية في التطبيق	87
الفصل الخامس: مزيد من خصائص السلاسل الزمنية	103
1.5 الاتجاهات المحددة والعشوائية	103
2.5 معامل فترة التباطؤ والمعكوس	107
3.5 المعادلة المميزة والاستقرار The Characteristics Equation and Stationarity	111
4.5 اختبارات جذور الوحدة Unit Root Tests	115
الملحق 1.5: النظرية الثنائية Appendix 5.1: The binomial Teorem	121

123	الملحق 2.5: المعادلة من الدرجة الثانية Appendix 5.2: The Quadratic Equation
127	الفصل السادس: التنبؤ الاقتصادي باستخدام الانحدار
128	1.6 التنبؤ مع نماذج الانحدار
129	2.6 الخطوة الأولى: اختبار استقرار السلاسل الزمنية
135	3.6 الخطوة الثانية: كيفية الحصول على سلاسل زمنية مستقرة
141	4.6 الخطوة الثالثة: اختبار التكامل المشترك The Cointegration Test
144	5.6 الخطوة الرابعة: نموذج التنبؤ Model Forecasting
152	الخطوة الخامسة: الرسم البياني المشترك للمتغير التابع وقيمته المتوقعة المتنبأ بها
153	الخطوة السادسة: إضافة الارتباط الذاتي لحد الخطأ Adding autocorrelation of the error term
157	الفصل السابع: التنبؤ الاقتصادي باستخدام نموذج ARIMA
157	1.7 منهجية Box-Jenkins
159	2.7 نموذج ARIMA
161	3.7 الانحدار الذاتي Autocorrelations
161	1.3.7 دوال الانحدار الذاتي Autocorrelation Functions (ACF)
165	2.3.7 دوال الانحدار الذاتي الجزئي Partial Autocorrelation Functions (PACF)
167	3.3.7 أنماط دالة الانحدار الذاتي ودالة الانحدار الذاتي الجزئي

203	الفصل الثامن: صياغة نماذج التقلبات المالية والاقتصادية: نماذج ARCH و GARCH و EGARCH
204	1.8 فئات نماذج ARCH The ARCH Class Models
207	إنشاء معدلات سعر الصرف
208	2.8 اختبار تأثيرات ARCH
216	التنبؤ باستخدام نموذج ARCH
220	3.8 مسائل متعلقة بنماذج ARCH في التطبيق العملي
220	4.8 نماذج GARCH
223	5.8 التطبيق: صياغة نموذج التقلب والتقدير GARCH(1,1)
237	6.8 التكامل المشترك Cointegration
237	7.8 ملاحظات ختامية
273	الفصل التاسع: نماذج المتغير التابع المحدد
274	1.9 نموذج الاحتمال الخطي
277	عيوب نموذج الاحتمال الخطي
279	2.9 النموذج اللوغاريتمي
280	3.9 تطبيق النموذج اللوغاريتمي
282	4.9 النموذج اللوغاريتمي في EViews
291	الفصل العاشر: نموذج متجه الانحدار الذاتي (VAR)
292	1.10 منهجية VAR
294	2.10 عملية التقدير
323	الملحق 1.10 : اختبار وولد Wald Test

الصفحة	الموضوع
325	الفصل الحادي عشر: تحليل بيانات البانل Panel Data Analysis
327	1.11 طريقة استقرار البانل Panel Stationary Approach:
328	1.1.11 بيانات البانل لـ LGDP
330	2.1.11 بيانات البانل لـ LGEX
331	3.1.11 الفروق الأولى للبيانات The First Difference of the Data
332	4.1.11 بيانات البانل لـ DLGDP
334	5.1.11 بيانات البانل لـ DLGEX
341	2.11 نموذج بانل ECM
341	1.2.11 انحدار OLS المجمع (Pooled OLS regression):
	2.2.11 نموذج المربعات الصغرى ذات التأثيرات الثابتة للمتغيرات الوهمية
343	(LSDV)
349	3.2.11 اختبار النموذج
350	4.2.11 قيود نموذج التأثيرات الثابتة LSDV
351	3.11 نموذج التأثيرات العشوائية (REM) أو نموذج مكونات الخطأ (ECM) ..
354	4.11 نموذج التأثيرات الثابتة مقابل نموذج التأثيرات العشوائية
356	5.11 النتيجة النهائية
357	الفصل الثاني عشر: نموذج تسعير الأصول الرأسمالية (CAPM)
358	1.12 معادلة CAPM
367	2.12 تحليل البواقي

مقدمة المترجمين

الحمد لله والصلاة والسلام على رسول الله وعلى آله وصحبه أجمعين؛ الحمد لله على توفيقه وامتنانه لنا في إتمام ترجمة هذا الكتاب، فله الحمد حمداً كثيراً طيباً مباركاً فيه.

أما بعد، فلا شك أن اتخاذ القرارات من المهمات التي تواجهنا في حياتنا اليومية على مستوى الأفراد والمسؤولين في المؤسسات، وأهم خطوة في اتخاذ أي قرار هو الحصول على البيانات المتعلقة بذلك القرار ومحاولة تحليلها للوصول إلى أفضل القرارات الممكنة ولتجنب أي خسائر أو مخاطر محتملة؛ وهذا يقودنا إلى الحديث عن تحليل البيانات وصياغة النماذج المناسبة التي تعطي صورة واضحة عن العلاقات المختلفة بين المتغيرات المختلفة التي نواجهها.

هذا الكتاب يتناول صياغة النماذج الاقتصادية والمالية باستخدام برنامج من البرامج المعروفة في مجال تحليل البيانات وهو برنامج EViews، فهذا الكتاب يعطي خطوات عملية - بدون الخوض في التفاصيل العميقة - عن كيفية تحليل البيانات وعن دلالات أرقام المخرجات التي ينتجها برنامج EViews.

تم تقسيم هذا الكتاب إلى اثني عشر فصلاً، تتضمن أمثلة توضيحية وبيانات عن بعض الحالات الواقعية، فهو كتاب متنوع في محتوياته وعملي في خطواته لأي قارئ يحاول الوصول إلى النتائج بأقصر الطرق، حيث تناول الفصل الأول مقدمة عن برنامج EViews شارحاً كيفية استيراد البيانات من ملفات خارجية مثل ملفات أكسيل أو ملفات البرامج الإحصائية مثل SPSS لإدخال البيانات ببرنامج EViews.

أما الفصل الثاني فقد تناول دليل عن تحليل الانحدار واختبار الفرضيات اللازمة لتحليل الانحدار مثل اختبار أن البيانات تتوزع توزيع طبيعي واختبار الارتباط الذاتي وتحليل البواقي رياضياً وبيانياً، في حين أن الفصل الثالث تحدث عن تحليل السلاسل الزمنية موضحاً ذلك من خلال مثال عن المعروض النقدي الحقيقي، وفي الفصل الرابع تم التوسع في موضوع السلاسل ليتم شرح كيفية صياغة نماذج السلاسل الزمنية بشكل أكثر تفصيلاً، وزاد الفصل الخامس في خصائص السلاسل الزمنية عارضاً اتجاهاتها العشوائية والمحددة

وفترات التباطؤ واختبار الفرضيات التي تعتمد عليها بعض اختبارات السلاسل الزمنية.

كما تم التطرق إلى استخدام تحليل الانحدار في التنبؤات الاقتصادية وكيفية صياغة النماذج الخاصة بالتنبؤ في الفصل السادس، أما الفصل السابع فقد توسع في موضوع التنبؤات الاقتصادية مستخدماً طريقة المتوسط المتحرك والانحدار الذاتي موضحاً كيفية اختبار الارتباط الذاتي وتفسيره بيانياً ورياضياً، وتناول الفصل الثامن صياغة نماذج للتقلبات المالية والاقتصادية مستخدماً عدة أنواع من النماذج القياسية، وتم عرض نماذج المتغير التابع المحدود في الفصل التاسع وهي نماذج تحاول التغلب على عيوب نموذج الانحدار الخطي العادي، حيث شرح كلاً من نموذج الاحتمال الخطي والنموذج اللوغاريتمي وتطبيقاتهما، وعرض الفصل العاشر نموذج متجه الانحدار الذاتي ومنهجيته وخطوات تقديره، أما الفصل الحادي عشر فقد تناول موضوع من أهم موضوعات تحليل البيانات وهو تحليل البائل (تحليل البيانات الطولية) وهذا النوع من البيانات يجمع بين السلاسل الزمنية والعينة الطبقية مما يعطي نتائج أي دراسة دقة أكبر، أخيراً تناول الفصل الثاني عشر نماذج تسعير الأصول الرأسمالية وكيفية اختبارها والتحقيق من دقة نتائجها.

أخيراً لا يفوتنا أن نتقدم بالشكر إلى كل من ساهم في إخراج هذا العمل إلى حيز الوجود ونخص بالشكر دار حُميثر على نشر هذا العمل، ونشكر الدكتور/ عبد القادر الجندالي - مؤلف هذا الكتاب - على تعاونه معنا أثناء عملية الترجمة، كما نتقدم بالشكر والثناء لأسرنا على تشجيعهم لنا في إتمام هذا العمل؛ فجزى الله الجميع عنا خيراً.

د. جاب الله محمد جاب الله د. رمضان مفتاح الفيتوري

كلية الاقتصاد / جامعة عمر المختار - ليبيا

تنويه: لتطبيق الأمثلة الواردة في هذا الكتاب فأنت تحتاج إلى تحميل البيانات الخاصة بأمثلة هذا الكتاب من الرابط التالي:

<https://www.springer.com/gp/book/9783319929842>

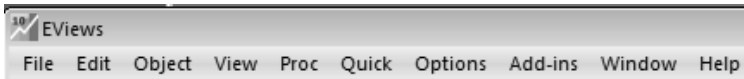
مقدمة لبرنامج EViews

1.1 مقدمة Introduction

برنامج EViews برنامج حاسوب تفاعلي للتحليل الإحصائي والاقتصاد القياسي، مع برنامج EViews يمكنك بسرعة تطوير علاقة إحصائية من البيانات الموجودة لديك ثم استخدام هذه العلاقة للتنبؤ بالقيم المستقبلية للبيانات، لاحظ بأن EViews لا يمكن استخدامه في الحسابات المالية (مثل حساب الأقساط، وحساب القيمة الحالية وحساب معدل العائد الداخلي ... الخ) والمحاكاة وتحليل التكاليف.

برنامج EViews تم تطويره من قبل الاقتصاديين وأغلب استخداماته في الاقتصاد القياسي أو الاقتصاد المالي، وهذا البرنامج يوفر طرق سهلة لإدخال سلسلة من البيانات من خلال لوحة المفاتيح، وإنشاء سلسلة جديدة من بيانات موجودة مسبقاً، واستيراد البيانات من SAS ، IBM SPSS ، Microsoft Excel ، لعرض وطباعة سلسلة والقيام بالتحليل الإحصائي للعلاقات بين سلسلة البيانات، وتظهر النتائج في نافذة يمكن تعديلها بعدة تقنيات معيارية.

يمكن إدخال أوامر EViews من خلال القوائم، وأغلب التطبيقات لها مجموعة من القوائم والتي تقع في شريط الأدوات الموجود في أعلى نافذة البرنامج، وهناك قوائم منسدلة لكل مجموعة من العناصر في شريط القوائم، فعلى سبيل المثال القائمة الرئيسية تحتو على علامات التبويب أدناه والتي يمكن الاختيار منها.



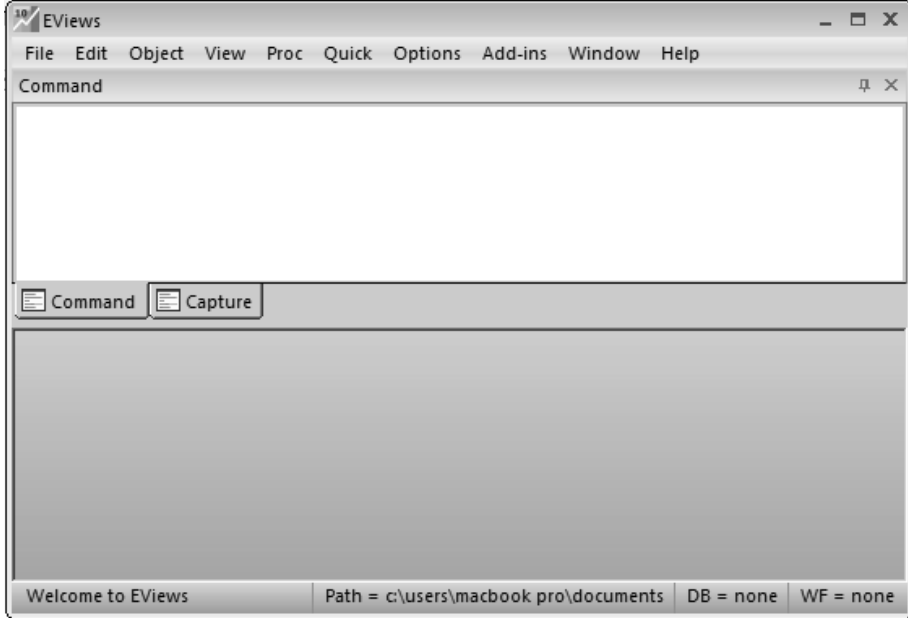
عند النقر على علامة التبويب File سوف تفتح قائمة منسدلة تحتوي على مجموعة إضافية من الأوامر؛ برنامج EViews يستخدم مربعات الحوار لإدخال معلومات إضافية، فعلى سبيل المثال إذا قمت باختيار قائمة لتحليل الانحدار فإن EViews يفتح مربع حوار يسمح للمستخدم بإدخال معلومات إضافية عن المحددات عارضا الاقتراحات الافتراضية للخيارات المتاحة، EViews يستخدم مفتاح "Esc" للإيقاف، فإذا كنت تريد إلغاء الوظيفة الحالية أو العملية قيد الاجراء قم بالضغط على مفتاح "Esc" في لوحة المفاتيح.

وأخيراً عندما تقوم بتشغيل البرنامج سوف تلاحظ بأن نافذة برنامج EViews كما هي في الشكل 1.1، في الأعلى تلاحظ شريط العنوان عندما يكون EViews هو البرنامج النشط، وشريط العنوان له لون أكثر تركيزاً يختلف عن باقي الخطوط في النافذة حيث أنه له لون داكن أكثر، وتحت شريط العنوان مباشرة تجد القائمة الرئيسية والقوائم المنسدلة التي تظهر عندما تقوم بالنقر على أي عنصر، وتحت القائمة الرئيسية هناك مساحة بيضاء تسمى نافذة الأوامر. أوامر EViews قد تتم طباعتها هنا ويتم تنفيذ الأوامر عندما يقوم المستخدم بالضغط على مفتاح الإدخال Enter، وهذه المنطقة البيضاء تقوم بوظيفة معالج النص، ولكي تتمكن من استخدام نافذة الأوامر فلا بد من معرفة تركيبية أوامر EViews، في الأسفل تجد نافذة شريط الحالة وله عدة تقسيمات فرعية، الجانب الأيسر في كثير من الأحيان يتضمن رسالة الحالة التي تم عرضها من قبل EViews، ويمكن مسحها من خلال النقر على الصندوق الموجود في آخر يسار خط شريط الحالة، الجز التالي يعرض المجلد الافتراضي الذي سوف يستخدمه EViews للبحث عن البيانات والبرامج.

المنطقة المظلمة في منتصف نافذة EViews في الشكل 1.1 تُسمى منطقة العمل حيث يعرض فيها EViews عدد العناصر المختلفة (هذه العناصر تشبه الأوراق والمذكرات التي تضعها على مكتبك أثناء العمل).

برنامج EViews تم تصميمه بالاعتماد على مفهوم العناصر، فسلاسل البيانات والمعادلات والنظم هي أمثلة قليلة عن العناصر، فكل عنصر له نافذته الخاصة به وقائمه ومراحله الخاصة به، كما أن له معاينة البيانات الخاصة

به؛ أغلب المراحل الإحصائية هي ببساطة معاينة للعنصر الموجود في المنطقة الداكنة؛ فعلى سبيل المثال يمكن من القائمة اختيار تغيير معاينة النافذة لتكون على شكل جدول أو سطر أو رسم بياني على شكل أعمدة أو مدرج تكراري مع معاينة الاحصائيات أو تصوير للارتباط ... الخ.



شكل 1.1: الشاشة الافتتاحية لبرنامج EViews

وبالمثل فإن نافذة المعادلة تسمح للمستخدم بالتبديل بين معاينة محددات المعادلة، والنتائج المقدرة، والتصوير البياني للبيانات، وقيم البواقي والقيم المناسب للمتغير التابع، والجداول، والرسومات البيانية للتنبؤ والتقييم، كما توجد هناك أكثر من اثني عشر اختبار فرضيات وفحص، يمكنك قص ولصق أي من هذه المعاينات في أي معالج نصوص تفضله، النوافذ المتعددة لعناصر منطقة العمل تتداخل مع آخر نافذة تم وضعها كنافذة نشطة، والنافذة النشطة هي النافذة الوحيدة التي يكون إطار عنوانها داكن، وعندما تكون هناك نافذة ظاهرة جزئياً فيمكنك وضعها في الأمام من خلال النقر على إطار العنوان أو النقر على الجزء المرئي لتلك النافذة، كما يمكنك التنقل بين النوافذ من خلال الضغط على زر F6.

2.1 استيراد البيانات داخل EViews

Importing Data into EViews 1.2

أول خطوة في أي مشروع هي الحصول على البيانات وإدخالها في البرنامج الإحصائي، يتعامل برنامج EViews مع البيانات بتنسيقاتها المختلفة بما فيها قواعد البيانات (* .dbf)، وميكروسوفت أكسيل HTML (* .htm; * .html) (* .xls) وبرنامج IBM SPSS (* .sav) والملفات النصية (* .csv; * .txt; * .dat) وهذه القائمة من أنواع البيانات ليست شاملة لكل الأنواع، وأي ملف بيانات ليس من نوع EViews يُسمى ملف خارجي foreign file، ولتحميل ملف البيانات الخارجي أنقر على:

File...

Open...

Foreign Data as Workfile

إذا قمت سابقاً بحفظ ملف بيانات باستخدام برنامج EViews فإن هذا الامتداد الافتراضي لهذا الملف يكون (* .wf1) ويمكن فتحه من خلال:

File...

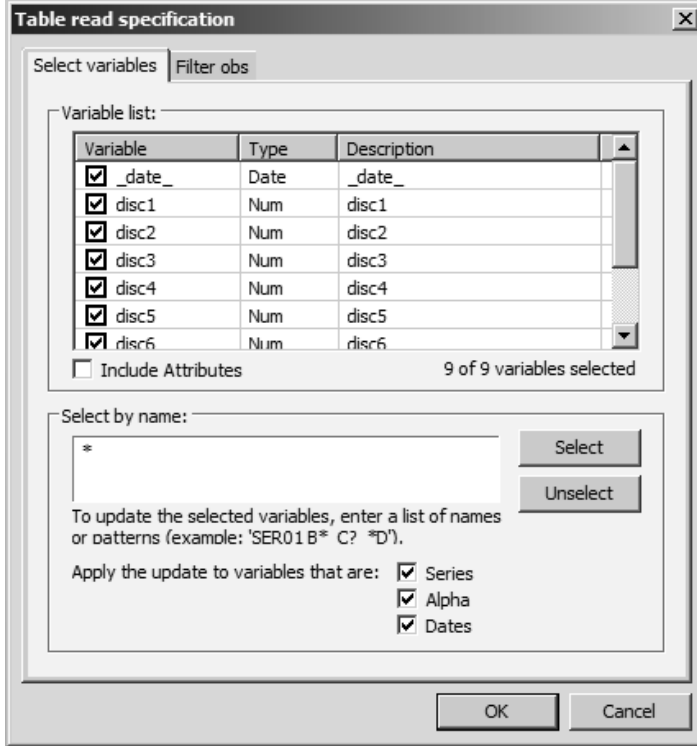
Open...

EViews workfile

فعلى سبيل المثال الملف المستخدم في الجزء التالي يتضمن بيانات عن المبيعات الشهرية (MONSALES) لشركة هارمون وعلاقت تلك المبيعات مع القيم المالية للخصومات المعروضة من قبل الشركة (DISC1, DISC2, ..., DISC6) والتي قامت الشركة بعرضها خلال عشرة أشهر في سنة 2015، قم بفتح الملف وسوف يتم عرض جدول مع المحددات المعروضة في الشكل 2.1.

علامة التبويب Select variables تسمح للمستخدم باختيار أي سلسلة بيانات موجودة في الملف وذلك من خلال النقر على علامة الاختيار في الملف في الشكل 1.2، المتغيرات التي تظهر في القائمة بنفس ترتيبها في الملف، يمكنك ترتيب هذه البيانات من خلال النقر على شريط العنوان للعمود، عرض البيانات سوف يأخذ ثلاث حالات هي الترتيب الأصلي والترتيب من أعلى

لأسفل والترتيب من أسفل لأعلى، انقر على زر OK سوف يتم استيراد البيانات داخل برنامج EViews كما هو معروض في منطقة العمل بالشكل 3.1.



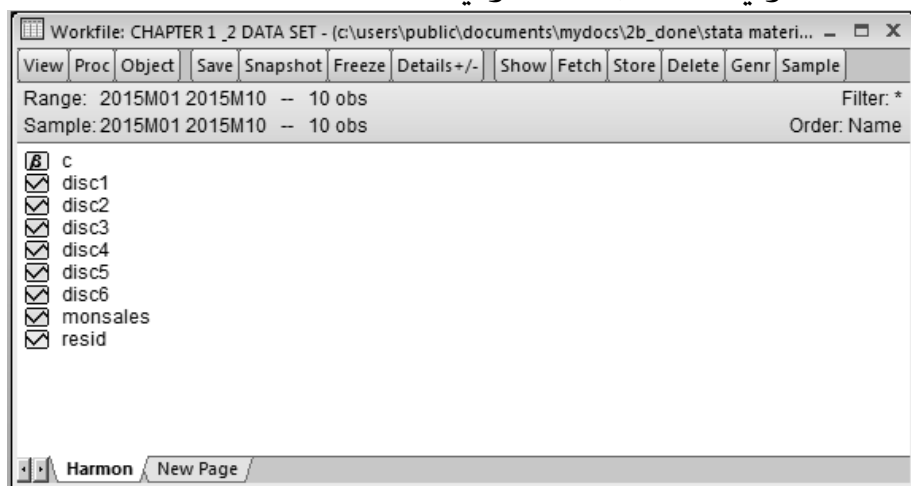
شكل 1. 2: مربع حوار قراءة الجدول وتحديد المتغيرات

في شريط العنوان في نافذة ملف العمل (في الخلفية هناك نافذتان غير نشطتان حالياً)، سوف المجلد الذي يقع به ملف العمل متبوعاً باسم ملف العمل، وتحت شريط العنوان وفي الجزء الرئيسي من النافذة يعرض EViews محتويات ملف العمل؛ لاحظ بأن EViews دائماً يضيف متغيرين افتراضيين إضافيين هما C ويعني الثابت constant ويمكن للباحث استخدام هذا المتغير يمثل التقاطع بمعادلة الانحدار، والمتغير الثاني الافتراضي هو resid والذي يُستخدم لحفظ البواقي الناتجة من النموذج المحسوب، ومن خلال جعل ملف العمل نشط (لجعله نشطاً انقر على شريط العنوان) يمكن للمستخدم اختيار:

View

Details +/-

(أو انقر على أيقونة +/- Details على شريط الأدوات) للتنقل بين العروض المتاحة لملف العمل هذه العروض تعرض معلومات إضافية حول البيانات التي تم إنشاؤها أو تحديثها بالإضافة إلى معلومات عن التوصيف الذي تم إرفاقه إلى ذلك العنصر في ملف البيانات الخارجي.



شكل 1. 3: بيانات شركة هارمون تم استيرادها داخل EViews

1.2.1 قراءة بيانات المتغيرات من Exce/IBM SPSS

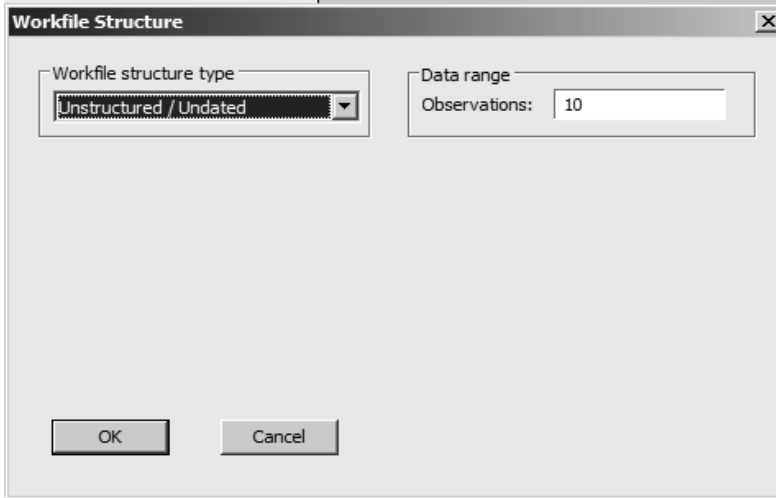
Reading Excel/IBM SPSS Data Variables

إذا كان ملف البيانات الإحصائية على شكل مكلف Microsoft Excel أو IBM SPSS فيمكن قراءة هذه الملفات عن طريق برنامج EViews ولكن يجب أن تكون بيانات المتغيرات في شكل بيانات سنوية فقط، بعد ذلك يمكن تعديل التاريخ بدون صعوبات، وعموماً فإن المتغيرات الزمنية التي تكون في ملفات Microsoft Excel و IBM SPSS مثل متغيرات التي تتضمن بيانات سنوية/ ربع سنوية، أو سنوية/ شهرية، أو سنوية/ شهرية/ ربع سنوية ... الخ لا يمكن إدخالها مباشرة إلى برنامج EViews حيث يجب إجراء تعديل في EViews لتخصيص كل متغير زمني بشكل صحيح، فعلى سبيل المثال سوف تلاحظ في الجزء الأيسر بالشكل 3.1 (المنطقة الرمادية) بأن المتغيرات لا تحتوي على تاريخ حيث تم استيراد المشاهدات (Obs) ووضعها في قائمة من 1 إلى 10.

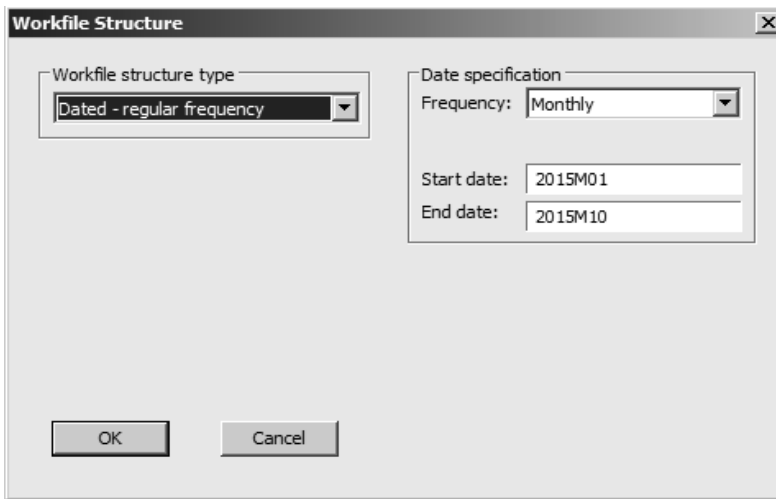
يجب عليها استبدال عدد المشاهدات (Obs) بتاريخ مناسبة، فعلى سبيل المثال لوصف الأشكال البيانية فإن أول خطوة لتحقيق ذلك هي جعل نافذة ملف البيانات HARMON نافذ نشطة (من خلال النقر على شريط العنوان). وبعد أن أصبحت النافذة نشطة، أنقر على

Proc

Structure/Resize Current Page



شكل 1.4: مربع حوار تركيبة ملف العمل



شكل 1.5: الإدخالات بمربع حوار تركيبة ملف العمل

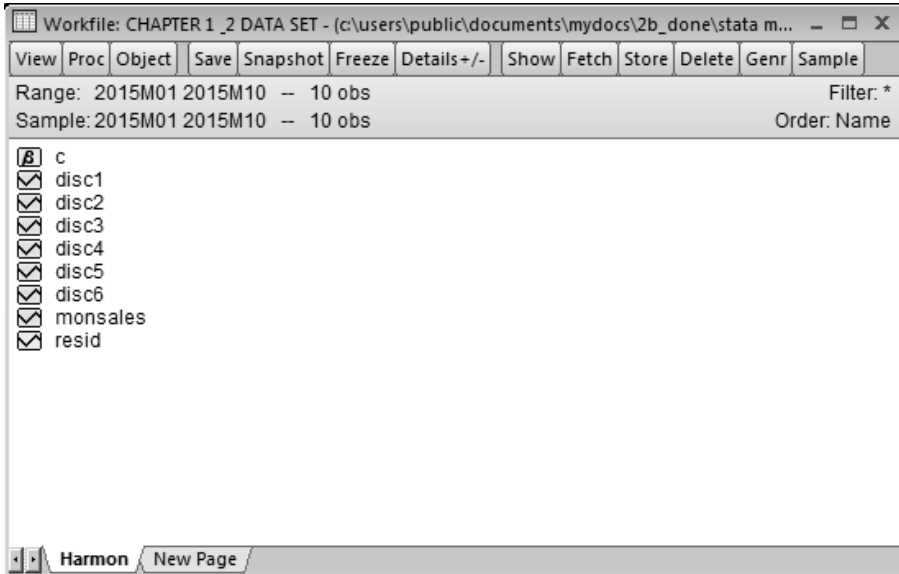
سوف يتم عرض مربع حوار Structure كما في الشكل 4.1، تحت العنوان سوف تجد Workfile structure type انقر على القائمة المنسدلة واختر الخيار Dated-regular frequency كما هو في الشكل 1.5، تحت العنوان Date specification اختر

Frequency: Monthly

Start date: 2015M01

End date: @last

وبالمثل فإذا كانت البيانات ربع سنوية مثلاً فإن تاريخ البداية start date سوف إدخاله كما يلي 2015Q01، ليست هناك حاجة لطباعة آخر تاريخ لأن EViews يقوم بحسابه (يمكنك طباعته إذا كنت ترغب بذلك)، في المثال السابق يمكنك طباعة آخر تاريخ End Date: 2015M10 وتاريخ البداية Start date: @first سوف يقوم EViews بحساب تاريخ البداية، انقر OK في مربع الحوار ومن المفترض بأن ملف البيانات سوف يظهر كما في الشكل 1.6 وبذلك فإن البيانات تم وضع تاريخ مناسب لها من 2015M01 إلى 2015M10.



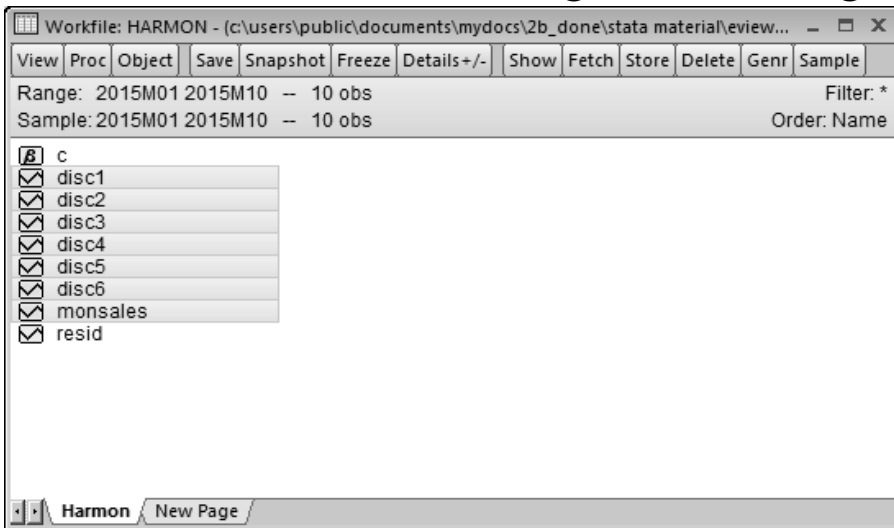
شكل 1.6: البيانات بعد إدخال التاريخ

2.2.1 حفظ وفتح ملف بيانات EViews

يمكنك حفظ ملف البيانات المعدل أو المحدث من خلال النقر على
File
Save As ...

يتم استخدام الامتداد wf1 كامتداد خاص بملفات بيانات EViews وإذا كان ملف البيانات موجود مسبقاً فإن EViews يسألك ما إذا كانت تريد تحديث الملف الحالي الموجود على الجهاز لديك، وعندما تقوم بحفظ الملف الجديد على الملف السابق فإن EViews سوف يحتفظ بنسخة احتياطية من الملف الأصلي مع تغيير الحرف الأول في امتداد الملف ليكون ~f1.

عندما تقوم بحفظ ملف عمل فإن EViews يعرض مربع حوار افتراضي مع الخيارات الافتراضية الحالية لحفظ تلك البيانات في ملف العمل، فعند حفظ ملف العمل فإن أول خيار هو دقة مفردة single precision أو دقة مزدوجة double precision، حيث أن الخيار الأول يجعل حجم الملف أصغر ويحفظ البيانات بأقل دقة حيث أن دقته 7 أرقام، أما الدقة المزدوجة فيتم الحفظ مع 16 رقم؛ كما يمكنك اختيار حفظ الأرقام بشكل مضغوط compressed أو غير مضغوط non-compressed، والآن قم بحفظ ملف البيانات HARMON.wf1 وافتح ملف البيانات ببرنامج EViews انقر على:



شكل 1.7: اختيار المتغيرات

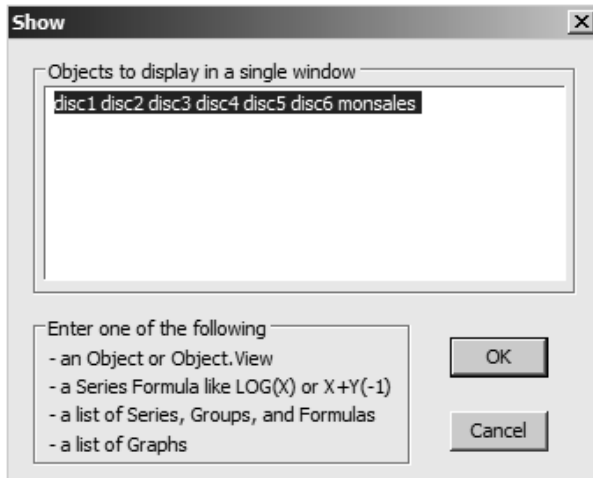
File
Open
EViews Workfile ...

ثم قم بالاستعراض حتى تصل إلى المجلد الذي يحتوي على الملف HARMON.wf1 سوف تجد قائمة بالمتغيرات الستة التي تمثل الخصم والمبيعات الشهرية monsales و C و RESID، ولكن تتمكن من مشاهدة قيم البيانات أنقر على DISC1 نقرة واحدة سوف يتحول لون ذلك المتغير إلى لون داكن مشيراً إلى أنه تم اختياره، أنقر على مفتاح Shift ثم استخدام مفتاح السهم السفلي لاختيار بقية المتغيرات حتى المتغير MONSALES (قم باستخدام مفتاح Shift ومفتاح Ctrl وانقر الاختيار عدة متغيرات غير متجاورة) سوف ترى أن المتغيرات التي تم اختيارها أصبحت داكنة اللون كما في الشكل 1.7.

ثم انقر على

View
Show

سوف يحصل المستخدم على قائمة بكل المتغيرات التي تم اختيارها في مربع حوار Show كما في الشكل 8.1، أنقر زر OK لاستعراض قيم الخصم المختلفة والمبيعات الشهرية كما هو واضح في الشكل 9.1؛ قمنا سابقاً باختيار المتغيرات ذات العلاقة ومن الممكن عرض ملخص إحصائي لكل متغير من خلال النقر على:



شكل 1.8: مربع حوار عرض Show

Group: UNTITLED Workfile: HARMON::Harmon\

View	Proc	Object	Print	Name	Freeze	Default	Sort	Edit+/-	Smpl+/-	Compare+/-	Transpose+/-	Title	Sample
				DISC1								MONSALES	
2015M01				75253								425075	
2015M02				15036								315305	
2015M03				23401								432101	
2015M04				15078								357191	
2015M05				16782								347874	
2015M06				35000								435529	
2015M07				11908								281783	
2015M08				56700								655748	
2015M09				12308								249482	
2015M10				16788								305682	

شكل 1.9: مخرجات EViews تعرض قيم المتغيرات

EViews - [Group: UNTITLED Workfile: HARMON::Harmon]

File Edit Object View Proc Quick Options Add-ins Window Help

Command

Capture Command

View	Proc	Object	Print	Name	Freeze	Sample	Sheet	Stats	Spec							
				DISC1		DISC2		DISC3		DISC4		DISC5		DISC6		MONSALES
Mean				27825.40		155.0000		202.5000		14539.60		41713.90		57133.70		380577.0
Median				16785.00		137.5000		152.5000		14392.00		37114.50		58326.50		352532.5
Maximum				75253.00		230.0000		450.0000		23450.00		88218.00		78935.00		655748.0
Minimum				11908.00		90.00000		100.0000		10456.00		24356.00		33000.00		249482.0
Std. Dev.				21649.14		52.28129		114.9215		3476.965		19028.32		13599.12		116335.6
Skewness				1.343765		0.339311		1.191191		1.718699		1.530429		0.038645		1.284170
Kurtosis				3.351274		1.657496		3.171615		5.604688		4.650588		2.585935		4.175563
Jarque-Bera				3.060923		0.942852		2.377166		7.750045		5.038869		0.073926		3.324298
Probability				0.216436		0.624112		0.304653		0.020754		0.080505		0.963712		0.189731
Sum				278254.0		1550.000		2025.000		145396.0		417139.0		571337.0		3805770.
Sum Sq. Dev.				4.22E+09		24600.00		118862.5		1.09E+08		3.26E+09		1.66E+09		1.22E+11
Observations				10		10		10		10		10		10		10

Path = c:\users\macbook pro\documents DB = none WF = harmon

شكل 1.10: إحصائيات وصفية يعرضها EViews

Quick

Group statistics

Descriptive statistics

Individual samples

قم بطباعة المتغيرات كما هو في الشكل 8.1 والتي سوف تظهر في شكل جدول (الشكل 10.1) يعرض مخرجات الملخص الإحصائي متضمنة المتوسط

الحسابي والوسيط والانحراف المعياري والالتواء والتفرطح كما يعرض الجدول كذلك نتيجة اختبار جاركيوبيرا Jarque-Bera والتي تختبر الفرضية الصفرية القائلة بأن متغير ما يتوزع توزيع طبيعي.

القيم الرقمية لإحصائية اختبار جاركيوبيرا هي احتمال أو الدلالة الإحصائية المرتبطة بالاختبار، فإذا كانت ذات دلالة إحصائية أقل من 0.05 فإننا نرفض فرضية عدم القائلة بأن المتغير محل التساؤل يتوزع توزيع طبيعي، اختبار جاركيوبيرا والاختبارات الأخرى سوف يتم تناولها في الفصل الثاني.

مبادئ توجيهية لإجراء الانحدار

بخلاف البرنامج الإحصائي IBM SPSS فإن EViews لا يوفر خيارات للإدخال التدريجي للمتغيرات أو حذفها بعد ادخالها عند إجراء الانحدار، ولكن يمكن تضمين كل المتغيرات في EViews ثم استبعاد المتغيرات الغير مهمة واحدة تلو الأخرى حتى تبقى المتغيرات المهمة. الميزة الأساسية لإجراء الانحدار في EViews هي وجود الاختبارات الرسمية لاختبار الفروض المتعلقة بالبواقي (residuals).

1.2 الانحدار باستخدام EViews

افتح ملف البيانات HARMON على EViews والذي تم إنشاؤه في الفصل السابق.

من القائمة الرئيسية لـ EViews في الأعلى انقر على:

Quick

Estimate equation

ليظهر المربع الحواري لتقدير المعادلة الموضح في الشكل 1.2، تحت عنوان "Equation specification" ادخل المتغيرات التي ترغب في تضمينها بداية من المتغير التابع Monsles، ثم قم بإدخال المتغيرات المستقلة، لاحظ أنه إذا رأينا من المهم تضمين الحد الثابت "intercept term" فإنه يمكن ذلك بإضافة C لهذه القائمة، ولكن في هذا المثال نرى أن الحد الثابت intercept ليس ذو أهمية أو دلالة إحصائية وكذلك المتغيرات DISC3 و DISC1.

تحت العنوان "Method" اختر LS لـ المربعات الصغرى Least Squares، لاحظ أن فترة العينة حددت لتكون 2015M01-2015M10، ولكن يمكن تغيير ذلك إذا أردنا إجراء انحدار لمجموعة جزئية من الحالات.

انقر OK لنحصل على المربع الحواري الموضح في الشكل 2.2 والذي يستعرض نتائج الانحدار.

كل المعلمات او المعاملات هي ذات أهمية احصائية ($p < 0.025$) ومعلمة معامل التحديد R^2 تساوي 92.35%.

الآن نواصل نحو تطبيق اجراء الاختبارات الإحصائية الرسمية على البواقي، انقر على زر View في المربع الحواري المبين في الشكل 2.2 ثم انقر :

Residual diagnostics

Histogram-normality Test

Equation Estimation

Specification Options

Equation specification

Dependent variable followed by list of regressors including ARMA and PDL terms, OR an explicit equation like $Y=c(1)+c(2)*X$.

monsales disc2 disc4 disc6

Estimation settings

Method: LS - Least Squares (NLS and ARMA)

Sample: 2015M01 2015M10

OK Cancel

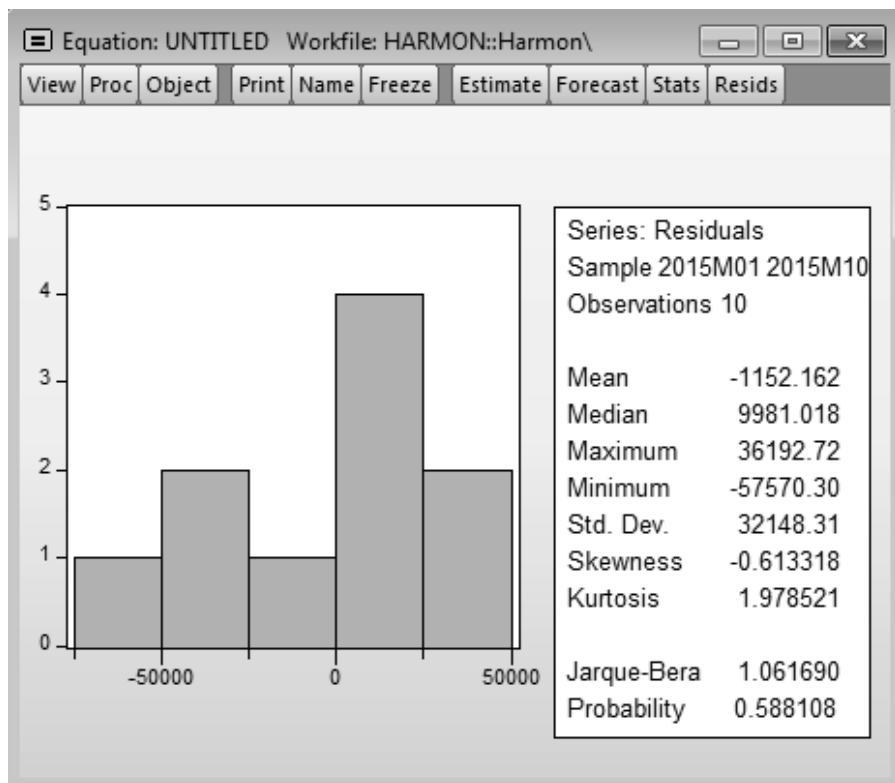
شكل 1-2 المربع الحواري لتقدير معادلة الانحدار

Equation: UNTITLED Workfile: HARMON::Harmon\				
View	Proc	Object	Print	Name Freeze
Estimate	Forecast	Stats	Resids	
Dependent Variable: MONSALES				
Method: Least Squares				
Date: 11/15/19 Time: 09:53				
Sample: 2015M01 2015M10				
Included observations: 10				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
DISC2	2099.905	359.1615	5.846689	0.0006
DISC4	25.75779	5.131763	5.019286	0.0015
DISC6	-5.570515	1.846840	-3.016242	0.0195
R-squared	0.923527	Mean dependent var		380577.0
Adjusted R-squared	0.901677	S.D. dependent var		116335.6
S.E. of regression	36478.76	Akaike info criterion		24.09017
Sum squared resid	9.31E+09	Schwarz criterion		24.18095
Log likelihood	-117.4509	Hannan-Quinn criter.		23.99059
Durbin-Watson stat	1.377273			

شكل 2-2 معادلة الانحدار في EViews

للحصول على النتائج في الشكل 3.2، وهي نتائج تطبيق اختبار Jarque-Bera والذي يستخدم لاختبار التوزيع الطبيعي للبواقي في نموذج الانحدار، وقد تمت مناقشته في الفصل الأول من هذا الكتاب.

الفرض الصفري لاختبار Jarque-Bera هو أن البواقي موزعة توزيعاً طبيعياً، ولذلك، فإن مستوى المعنوية البالغ 0.598 لهذا الاختبار يقودنا إلى عدم رفض الفرض الصفري. (ملاحظة: هذا الاختبار هو اختبار ذو طرف واحد). الشكل البياني يمكن أن تتم عليه بعض التعديلات ومن ثم حفظه أو إرساله إلى الذاكرة المؤقتة (انظر القسم التالي).



شكل 3-2 اختبار Jarque-Bera للتوزيع الطبيعي

الآن ننتقل إلى اختبار احصائي آخر يتعلق بالكشف عن مشكلة الارتباط الذاتي التسلسلي (أو الزمني) في البواقي (Statistical test for serial (or temporal autocorrelation in the residuals).

بالنقر على زر View في الصندوق الموضح في الشكل 3.2 واختيار:

Residual diagnostics

Serial correlation LM test

(لاحظ إنّ LM هو اختصار لاختبار Lagrange Multiplier).

سوف يظهر لك مربع لتحديد عدد الفجوات الزمنية lag specification التي ترغب في اختبار ارتباطها الذاتي، حيث أن العدد الافتراضي الذي يقدمه البرنامج هو 2. أما في حالة البيانات الربع سنوية، من الأفضل تغيير عدد

الفجوات الزمنية إلى 4 أو 8 (الارتباط الذاتي لأكثر من سنة أو سنتين من البيانات). بعد تحديد عدد الفجوات الزمنية انقر على زر OK للحصول على المخرجات الموضحة في الشكل 4.2، وفي جوهر الأمر فإنك تحتاج فقط للنتائج التي برزت في أعلى مربع المخرجات. الفرض الصفري هو أن البيانات (البواقي في مثالنا الحالي) لا تحتوي على ارتباط ذاتي تسلسلي (زمني).

هناك إحصائيتين لهذا الاختبار ومن النادر أن يحدث تضارب فيما بينهما بشأن قبول أو رفض الفرض الصفري. الأولى هي إحصائية F والتي كانت ذات معنوية بلغت 0.415؛ والاحصائية الثانية هي chi-square والتي كانت ذات معنوية بلغت 0.228. هذه النتائج تقودنا إلى عدم امكانية رفض الفرض الصفري (وذلك لأن $p < 0.05$ في هذا الاختبار) ونستنتج أن البواقي (residuals) في نموذج الانحدار لا تنطوي على ارتباط ذاتي زمني.

أخيراً، ننتقل إلى اختبار ثبات التباين homoscedasticity للبواقي في نموذج الانحدار.

بالنقر على زر View في الشكل 4.2 ثم اختيار

Residual diagnostics

White heteroscedasticity (no cross terms)

نتحصل على النتائج في الشكل 5.2. الفرض الصفري لاختبار White هو أن البواقي تتميز بثبات التباين homoscedasticity. ومرة أخرى، تتوفر لدينا إحصائيتان؛ الأولى هي إحصائية F ذات المعنوية 0.896 وإحصائية chi-square والتي كانت ذات معنوية بلغت 0.699. كلاهما يقترح أنه لا يمكن رفض الفرض الصفري (حيث أن $p < 0.05$ لهذا الاختبار)؛ وأن البواقي تتميز بثبات التباين.

Equation: UNTITLED Workfile: HARMON::Harmon\

ViewProcObjectPrintNameFreezeEstimateForecastStatsResids

Heteroskedasticity Test: White

F-statistic	0.583095	Prob. F(6,3)	0.7374
Obs*R-squared	5.383600	Prob. Chi-Square(6)	0.4956
Scaled explained SS	1.416377	Prob. Chi-Square(6)	0.9649

Test Equation:

Dependent Variable: RESID^2

Method: Least Squares

Date: 11/15/19 Time: 10:47

Sample: 2015M01 2015M10

Included observations: 10

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	-1.18E+08	1.25E+09	-0.094534	0.9306
DISC2^2	-9322.889	635047.6	-0.014681	0.9892
DISC2*DISC4	-7887.581	10118.86	-0.779493	0.4925
DISC2*DISC6	1852.787	5760.644	0.321629	0.7688
DISC4^2	-119.6704	144.6192	-0.827486	0.4686
DISC4*DISC6	81.81085	89.41803	0.914926	0.4277
DISC6^2	-12.13324	18.34210	-0.661497	0.5556

R-squared	0.538360	Mean dependent var	9.31E+08
Adjusted R-squared	-0.384920	S.D. dependent var	1.02E+09
S.E. of regression	1.20E+09	Akaike info criterion	44.84074
Sum squared resid	4.30E+18	Schwarz criterion	45.05255
Log likelihood	-217.2037	Hannan-Quinn criter.	44.60839
F-statistic	0.583095	Durbin-Watson stat	1.064561
Prob(F-statistic)	0.737400		

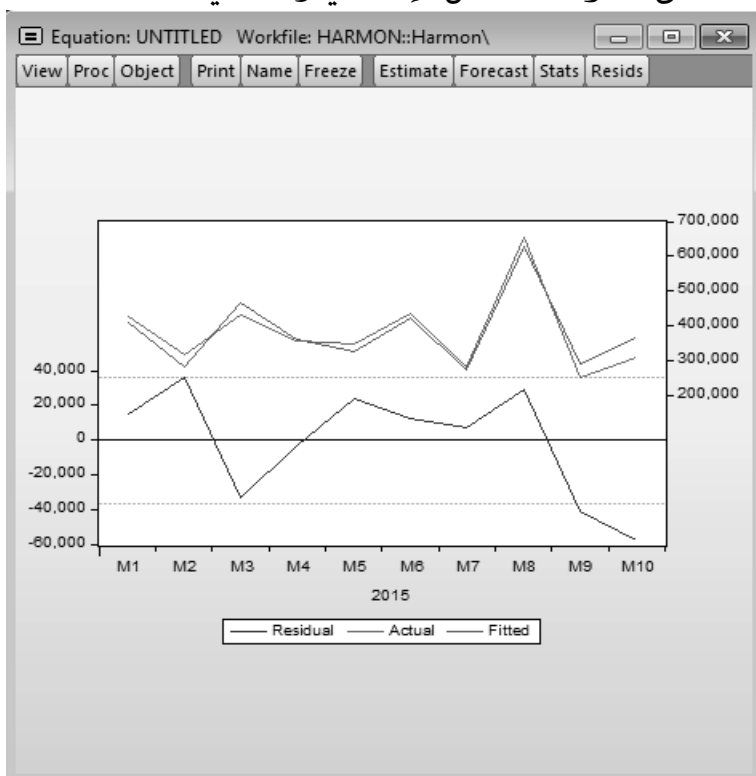
شكل 5-2 اختبار White للكشف عن مشكلة عدم ثبات التباين

1.1.2 حفظ معادلة الانحدار

يمكن حفظ معادلة الانحدار في الشكل 2.2 وذلك بالنقر على زر Object واختيار Name ليظهر مربع السؤال عن الاسم المراد إعطائه للمعادلة 'Name to identify object' - ونفترض اختيار اسم (equation1) لمعادلة الانحدار. الاسم ينبغي ألا يتجاوز 300 خانة على أقصى تقدير، مع أنه ينصح بأن يحتوي على 16 خانة أو أقل، وإذا قمت بحفظ الملف (بالامتداد .wf1)، هذه المعادلة سوف تحفظ مع المتغيرات الأخرى للدراسة. عند إعادة فتح الملف (والذي هو الآن ملف بصيغة EViews) سوف تلاحظ:

equation1

المعادلة المضافة ضمن قائمة المتغيرات التي تم حفظها، وعند النقر عليها ستم استعادة المعادلة ومن ثم استكمال اجراء أي اختبارات إضافية للبواقي أو غير ذلك من خطوات التحليل الإحصائي والقياسي.



شكل 2-6 القيم الحقيقية والقيم المقدرة وقيم البواقي

2.1.2 تحرير وحفظ الرسومات البيانية للانحدار

الشكل البياني 6.2 تم استخراجه باستخدام الإعدادات الافتراضية للرسوم البيانية في EViews، إلا أنه قد ترغب في تغيير الألوان المستخدمة (خاصة عند الطباعة بالأسود والأبيض)، وتحرير تنسيق وشكل الخطوط (مثل استخدام الخطوط المتقطعة)، أو تغيير الرموز المستخدمة وكتابة رموزك الخاصة. بداية يجب خلق كائن بياني مستقل عن طريق استخدام زر freeze في أعلى القائمة في الشكل 6.2 بعد ظهور الكائن البياني المستقل للشكل البياني يصبح بالإمكان

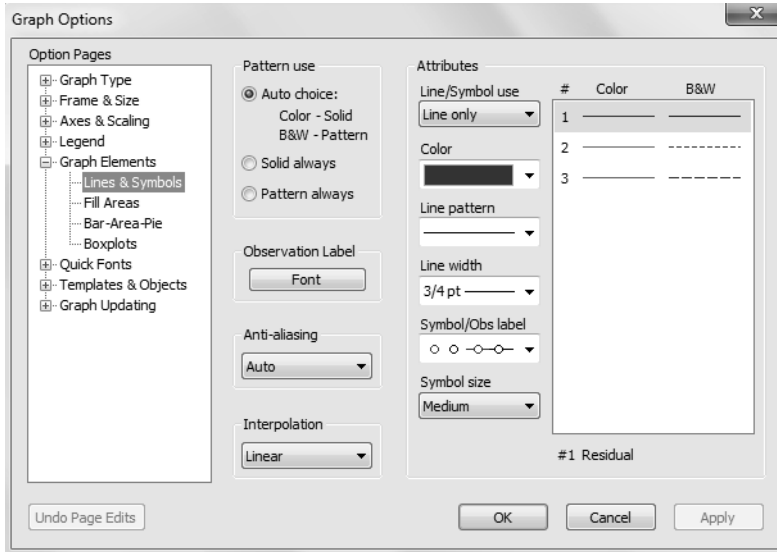
تغيير الخيارات الخاصة بالشكل عن طريق الضغط على قائمة options ليظهر المربع الحواري الموضح في الشكل 7.2 والذي يحتوي على كل الخيارات المتاحة مشروحة بشكل ذاتي.

في الشكل 6.2، تم تمثيل البواقي بيانياً باللون الأزرق، القيم الحقيقية باللون الأحمر، أما القيم المقدرة فرسمت باللون الأخضر. المربع الحواري في الشكل 7.2 يمكن التميرير لأسفل لتغيير الخيارات حسب المطلوب، فيمكن تغيير اللون 'color' و نمط الخط 'Line pattern'، وتغيير سمك الخط من خلال 'Line/Symbol width' بدلاً من النمط الافتراضي الموضوع وهو 3/4 نقطة. عند الانتهاء والضغط على زر OK تظهر كل هذه التغييرات كما في الشكل 8.2. بعد ذلك يمكننا حفظ أو نسخ الشكل البياني عن طريق النقر على

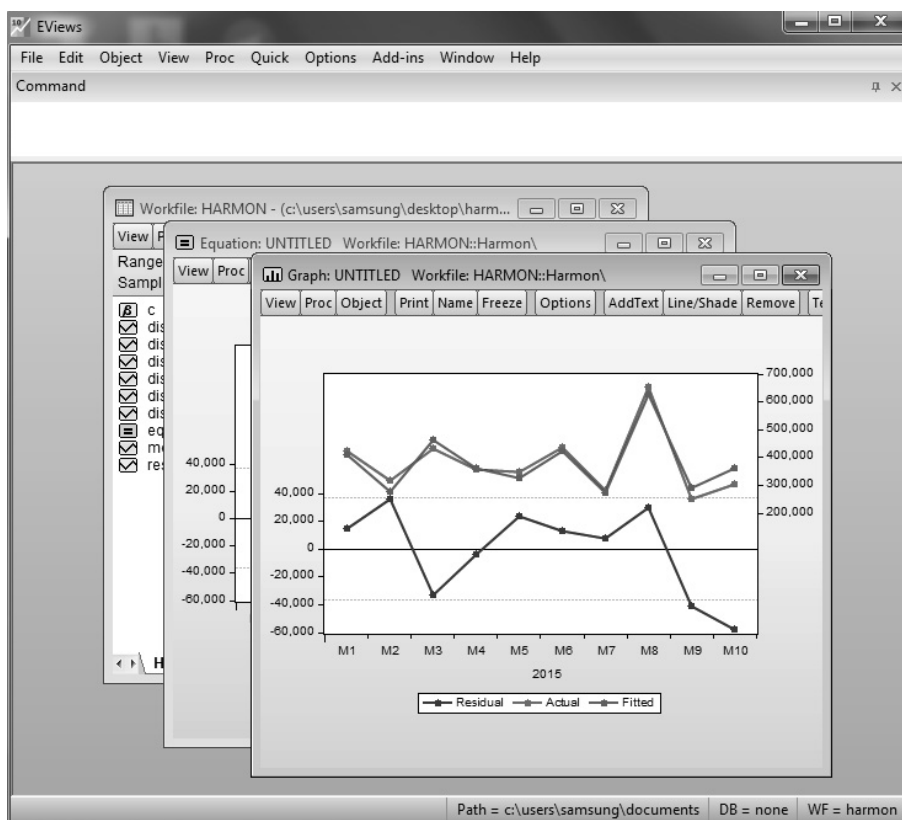
Edit

Copy

من القائمة الرئيسية لبرنامج Eviews ومن ثم إرسال الشكل البياني المعدل إلى الذاكرة المؤقتة clipboard، وعندما يمكن فتح برنامج Word ولصق (paste) الشكل البياني فيه مع التحكم في تغيير حجمه وموضعه في المستند حسب المطلوب.



شكل 7-2 المربع الحواري لخيارات الشكل البياني



شكل 2-8 الشكل البياني بعد التحرير

يمكن حفظ الشكل البياني إما عن طريق النقر بالجانب الأيمن من الماوس داخل الشكل البياني الفعال أو عن طريق النقر على الزر Proc، لتظهر بعد ذلك قائمة منسدلة اختر منها Save graph to disc ثم قم بإدخال الاسم والمسار المطلوب. الخطوة التالية هي اختيار نوع الملف، حيث أن النوع الافتراضي هو Enhanced Metafile ذي الامتداد (*.emf).

البواقي في نموذج الانحدار محفوظة بشكل تلقائي وباسم 'resid'، الجدير بالذكر أن C "الحد الثابت" و resid "البواقي" يتم ادراجها بشكل تلقائي بواسطة EViews.

إذا أردنا تمثيل بياني للبواقي لوحدها فيمكن ذلك عن طريق القائمة الرئيسية وبالنقر على:

Quick
Graph
Line graph

وقم بإدخال اسم المتغير resid في المربع الحواري الناتج. ربما ترغب في تمثيل القيم المعيارية للبواقي standardized residuals (الوسط الحسابي للبواقي = 0، والانحراف المعياري للبواقي = 1)، والتي سوف تساعد في تحديد القيم الخارجة أو الشاذة (outliers). تذكر أن تحويل قيم البواقي إلى قيم معيارية يتم من خلال المعادلة التالية:

$$sresid = \frac{resid - mean}{SD}$$

حيث أن sresid هي البواقي كقيم معيارية، SD تعبر عن الانحراف المعياري لقيم البواقي الأصلية، و mean هو الوسط الحسابي للبواقي، ويمكن للحصول على القيم الرقمية للمتوسط والانحراف المعياري للبواقي عن طريق القائمة الرئيسية لبرنامج EViews بالنقر على:

Quick
Series statistics
Histogram and stats

سيطلب منك ادخال اسم سلسلة البيانات، اطبع resid ثم انقر على OK، سوف تلاحظ أن قيمة المتوسط الحسابي للبواقي = (- 1152.162)، مع انحراف معياري = (32,148.31).

لإنتاج سلسلة بيانات تحتوي على القيم المعيارية للبواقي (اسم المتغير الجديد هنا هو sresid)، انقر:

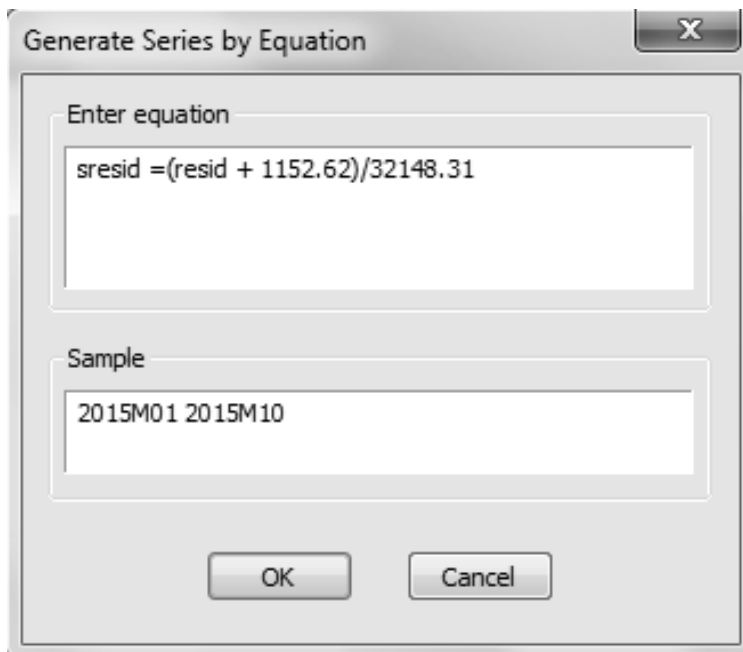
Quick
Generate Series

للدخول على مربع حوارى بعنوان Generate Series by Equation، موضح في الشكل 9.2، ويتم عن طريقه إنتاج سلاسل بيانات باستخدام معادلة. أسفل العنوان 'Enter Equation' قم بطباعة المعادلة المطلوبة، أما العنوان الثاني

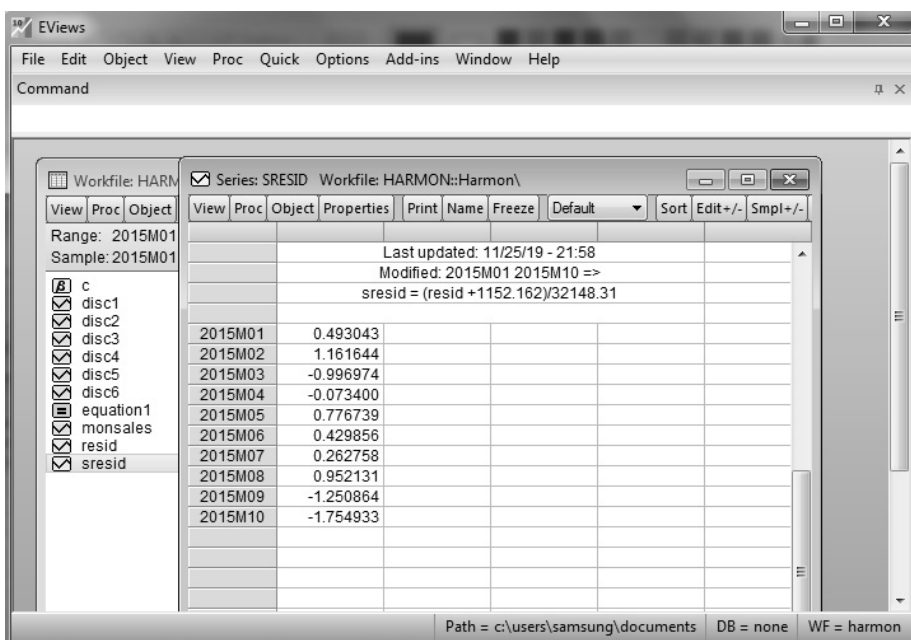
'Sample' فدعه دون إجراء أي تغيير، لأننا نريد القيم المعيارية للبواقي لكل المشاهدات. انقر على زر OK وسوف تلاحظ أن المتغير الجديد sresid قد تمت إضافته لقائمة المتغيرات. بالنقر المزدوج على sresid في هذه القائمة من المتغيرات سوف يتم عرض المخرجات كما في الشكل 10.2. تجدر الملاحظة أنه لا توجد قيم خارجة في هذه العشرة أشهر طالما أنه لا توجد بواقي معيارية تقع وراء ± 2 .

لإنشاء رسم بياني لهذه السلسلة الجديدة sresid خلال الزمن، من قائمة EViews الرئيسية انقر:

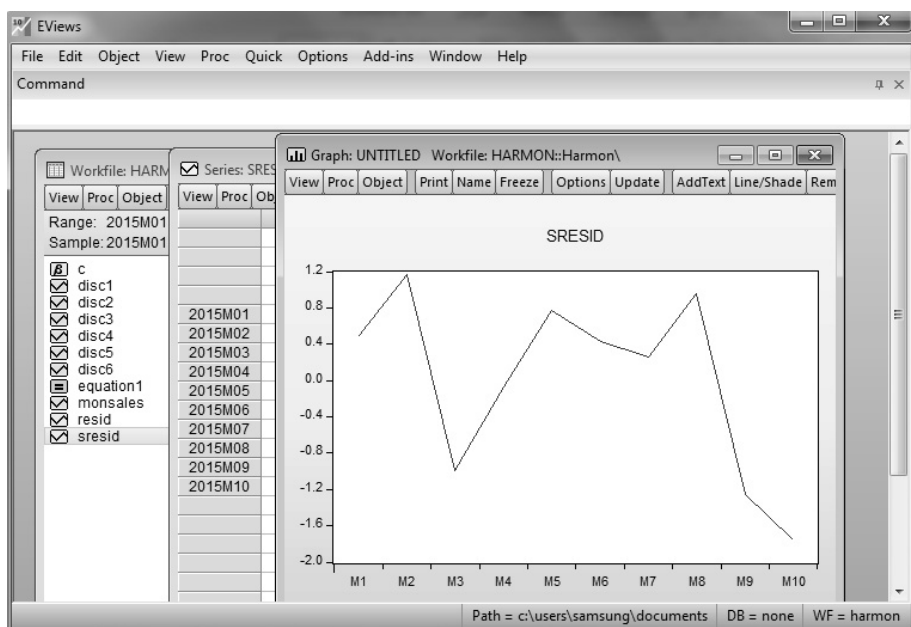
Quick
Graph



شكل 9-2 المربع الحواري لاستخلاص سلسلة بيانات عن طريق معادلة



شكل 10-2 قائمة القيم القياسية للبواقي حسب الأشهر



شكل 11-2 التمثيل البياني للقيم القياسية للبواقي

وفي المربع الحوارى الذى يعرض قائمة بالسلاسل الزمنية Series List ادخل اسم السلسلة sresid ثم اختر Line & Sympbol، وسوف نحصل على النتائج الموضحة فى الشكل البياني 11.2، ويمكن تحرير الشكل البياني عن طريق استخدام Freeze و Options.

2.2 دالة كوب دوجلاس The Cobb-Douglas Function

تعد دالة الإنتاج كوب دوجلاس من أكثر الدوال شيوعاً فى تمثيل العلاقة ما بين مدخلات ومخرجات الإنتاج، وكانت قد اقترحت من قبل Knut Wicksell (1851 - 1926)، واختبرت احصائياً بواسطة كل من Charles Cobb و Paul Douglas سنة 1928. فى حالة الإنتاج فإن الدالة يمكن أن تصاغ كالآتى:

$$Y = AL^{\alpha}K^{\beta} \quad (1.2)$$

حيث:

- Y = الناتج الكلى (القيمة النقدية للمواد المصنعة فى السنة)
 - L = مدخلات العمل
 - K = مدخلات رأس المال
 - A = عامل الإنتاجية الكلى
 - α و β هما مرونة مخرجات الإنتاج بالنسبة للعمل ورأس المال على التوالى. هذه القيم هى قيم ثابتة ومحددة بمستوى التكنولوجيا المتوفرة.
- مرونة الإنتاج تقيس درجة استجابة الناتج للتغير فى مستويات وحدات العمل أو رأس المال المستخدمة فى العملية الإنتاجية. فعلى سبيل المثال إذا كانت $\alpha = 0.15$ ، فإن ذلك يعنى أن زيادة وحدات العمل بمقدار 1% سوف يؤدي إلى زيادة الناتج بمقدار 0.15%. كذلك، إذا كان $1 = \beta + \alpha$ ، فإن دالة الإنتاج ذات عوائد حجم ثابتة. أي إنه إذا ازدادت L و K بمقدار 20%، فإن Y سوف تزداد بمقدار 20%. أما إذا كانت $1 > \beta + \alpha$ ، فإن عوائد الحجم سوف تكون متناقصة. وإذا كانت $1 < \beta + \alpha$ فإن عوائد الحجم ستكون متزايدة. مع افتراض

المنافسة الكاملة و $\alpha + \beta = 1$ ، فإن α و β يمثلان حصة العمل ورأس المال في الناتج. تأسيساً على النظرية أعلاه فإن النموذج المستخدم يمكن أن يكون كالآتي:

$$LY = \beta_0 + \beta_1 LK + \beta_2 LL \quad (2.2)$$

ولتقدير النموذج أعلاه، نقوم بجمع البيانات عن كلٍ من الناتج (Y)، رأس المال (K) والعمل (L)، ثم بتحويل البيانات إلى لوغاريتمات في EViews عن طريق النقر على:

Quick

Generate Series

بعد ذلك تتم طباعة $LY = \text{LOG}(Y)$ تحت العنوان 'Enter Equation'. الجدول 1.2 يعرض البيانات الخاصة بالناتج ورأس المال والعمل في صورتها اللوغاريتمية.

1.2.2 تقدير دالة كوب دوغلاس Estimation of the Cobb–Douglas Model

عند النقر على Quick من القائمة الرئيسية في الأعلى اختر Graph، سوف تظهر نافذة بعنوان Series List قم بكتابة اسم المتغير التابع (LY) في البداية ثم اسم المتغير المستقل (LK) في هذه النافذة. الاسم الأول سوف يكون على المحور الأفقي. من مربع خيارات الشكل البياني Graph Options اختر نوع الشكل البياني Scatter ثم انقر OK وسوف يظهر الشكل البياني كما في الشكل 12.2. نقوم بنفس الخطوات مع المتغير المستقل الثاني (LL) لنحصل على الشكل 13.2. كلا الأشكال البيانية تدل على أن هناك زيادة في الناتج (Y) عند زيادة رأس المال (K) وزيادة العمل (L). الخطوة التالية هي إجراء انحدار وفيه يكون LY كمتغير تابع، و LK و LL كمتغيرات مستقلة على التوالي. نتائج الانحدار موضحة في الشكل 14.2.

كيف يمكن لصق نتائج EViews على ملف وورد

- 1 - بعد انتاج الرسم البياني انقر على الزر Print Scrn/SyRq على لوحة المفاتيح.
- 2 - افتح برنامج الرسام (Paint)، عن طريق الذهاب إلى قائمة ابدأ Start، ثم All Programs واختر Accessories ومنها اختر Paint.
- 3 - من برنامج الرسام Paint، انقر على ايقونة Paste للصق المخرجات التي في الحافظة المؤقتة (Clipboard) لتحصل على نتائج Eviews في نافذة برنامج Paint.
- 4 - استخدم زر Select في شريط القائمة الأعلى من أجل تحديد الجزء من نتائج Eviews المراد اقتطاعها.
- 5 - انقر على ايقونة Cut أو باستخدام الاختصار Ctrl+X من لوحة المفاتيح.
- 6 - افتح ملف مستند وورد واختر لصق "Paste" لتحصل على نتائج Eviews في ملف ال Word.

جدول 1.2 مجموعة بيانات الإنتاج ورأس المال والعمل في شكل اللوغاريتمي

LY	LK	LL
4.61	4.61	4.61
4.62	4.67	4.65
4.72	4.74	4.70
4.80	4.80	4.77
4.82	4.88	4.81
4.80	4.93	4.75
4.96	5.00	4.83
5.02	5.09	4.89
5.02	5.17	4.93
4.84	5.22	4.80
5.04	5.29	4.94
5.07	5.34	4.97
5.03	5.38	4.98
5.18	5.42	5.02
5.21	5.46	5.04
5.13	5.50	5.00

5.24	5.58	5.04
5.42	5.70	5.20
5.42	5.81	5.28
5.41	5.90	5.30
5.38	5.96	5.26
5.44	6.01	5.26
5.19	6.03	4.99
5.48	6.07	5.08

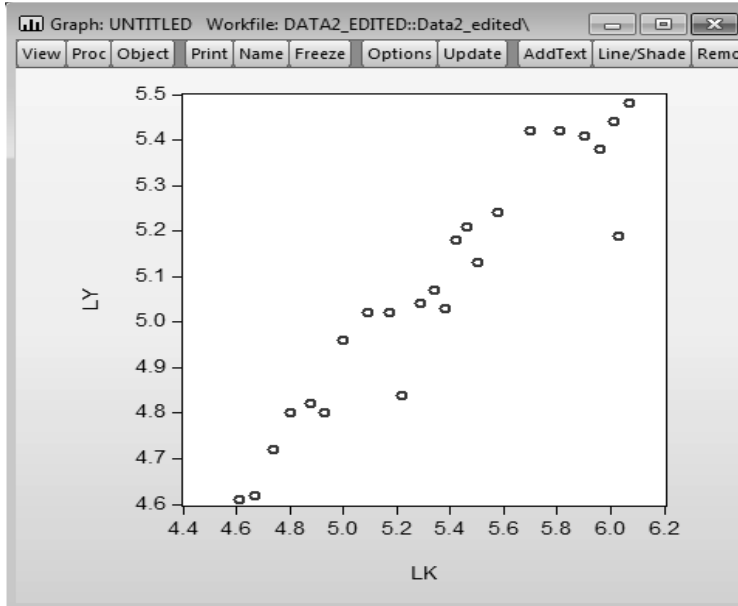
بالنظر إلى الشكل 14.2، فإن معادلة الانحدار المقدرة يمكن أن تكتب كالتالي:

$$LY = -0.149 + 0.236LK + 0.798LL + e$$

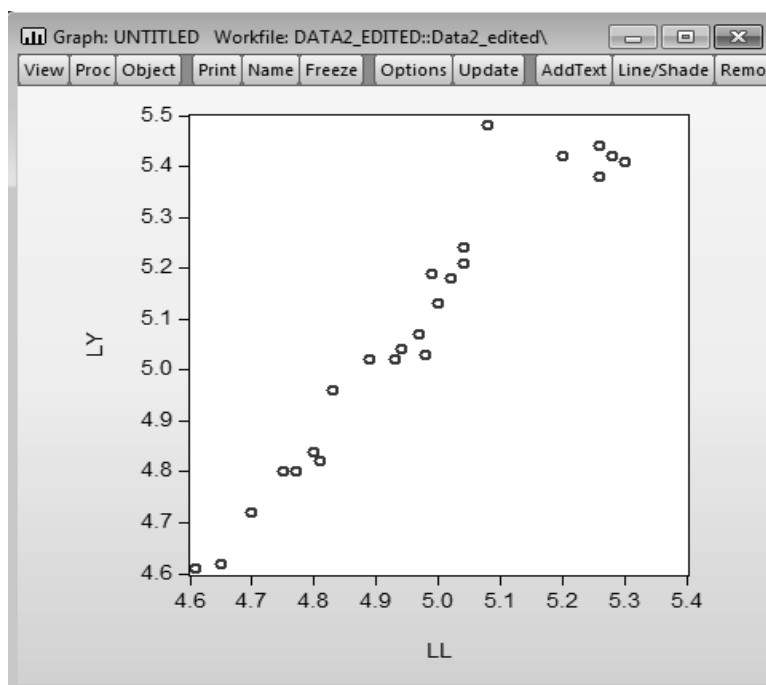
2.2.2 تفسير معادلة الانحدار Interpret the Regression Equation

1 - كما توضح إشارات LK و LL، فإنه توجد علاقة موجبة ما بين الناتج وكل من رأس المال والعمل على التوالي.

2 - زيادة بمقدار 1% في رأس المال (K) المستخدم في العملية الإنتاجية سوف تؤدي إلى زيادة متوقعة في الناتج الكلي (Y) بمقدار 0.23 %، مع بقاء مدخل العمل (L) ثابت.



شكل 12-2 الشكل الانتشاري لبيانات اللوغاريتم الناتج (Y) ورأي المال (K)



شكل 13-2 الشكل الانتشاري لبيانات اللوغاريتم الناتج (Y) و العمل (L)

Equation: UNTITLED Workfile: DATA2_EDITED::Data2_edit...

View Proc Object Print Name Freeze Estimate Forecast Stats Resids

Dependent Variable: LY
Method: Least Squares
Date: 11/15/19 Time: 18:45
Sample: 1 24
Included observations: 24

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	-0.149061	0.431025	-0.345829	0.7329
LK	0.236120	0.062938	3.751657	0.0012
LL	0.798252	0.143858	5.548904	0.0000

R-squared	0.957855	Mean dependent var	5.077083
Adjusted R-squared	0.953841	S.D. dependent var	0.268368
S.E. of regression	0.057658	Akaike info criterion	-2.752109
Sum squared resid	0.069813	Schwarz criterion	-2.604852
Log likelihood	36.02531	Hannan-Quinn criter.	-2.713042
F-statistic	238.6392	Durbin-Watson stat	1.529934
Prob(F-statistic)	0.000000		

شكل 14-2 المربع الحواري لنتائج تقدير معادلة الانحدار

3 - عند ثبات مدخلات رأس المال (K)، فإن زيادة مدخلات العمل (L) المستخدم في العملية الإنتاجية بمقدار 1% سوف تؤدي إلى زيادة الناتج الكلي (Y) بمقدار 0.807%.

4 - إذا لم يحدث أي تغيير في كل من رأس المال (K) والعمل (Y)، (بمعنى أن قيمة كل منهما مساوية للصفر)، فإن قيمة الناتج الكلي المتحصل عليه سيكون مساوياً لقيمة (-0.149). وهنا تجدر الإشارة إلى أن قيمة الحد الثابت غير معنوية إحصائياً (Prob. 0.6872 > 0.05)

لاحظ أننا استخدمنا النسب المئوية في التفسير عند تحويل البيانات إلى الصيغة اللوغاريتمية، أما إذا كانت البيانات المستخدمة في الانحدار لم يتم تحويلها فإن تفسير التغير يكون باستخدام وحدة قياس المتغير المستخدم.

3.2.2 اختبار المعلمات Testing the Coefficients

تجرى اختبارات الانحدارات (β) على معلمات الانحدار من أجل التأكد من أنها موثوقة (أي أنها ذات معنوية إحصائية). لكل معلمة من معلمات الانحدار نقوم بإجراء اختبار الفروض كما يلي:

$$H_0: \beta_1 = 0 \quad 1 -$$

$$H_1: \beta_1 \neq 0 \quad 2 -$$

$$\alpha = 5\% \text{ or } 0.05 \quad 3 -$$

4 - حساب احصائية الاختبار (Test statistic) =

$$\text{المعلمة } \beta_1 - (\beta_1 * \beta_1 \text{ في الفرضية } H_0) / \text{S.E.}(\beta_1)$$

بالنظر إلى النتائج نجد أنه فيما يتعلق بـ LK، فإننا نرفض فرض العدم (H_0)، لأن القيمة الاحتمالية (مستوى الدلالة الإحصائية p-value) لاختبار الانحدار تساوي 0.0014 وهي أقل من 0.05. لذلك فإننا نستنتج أن الدليل يظهر أن انحدار LK له معنوية إحصائية. نقوم بنفس اختبار الفروض لمعلمة الانحدار المقدرة للمتغير LL وكذلك للحد الثابت.

4.2.2 تعليق على قيمة R^2 واختبار R^2

قيمة R^2 (معامل التحديد) تشير إلى أن 95% تقريباً من إجمالي التغير في الناتج يمكن تفسيره بالتغير في رأس المال (K) والعمل (L). إحصائية F (F-statistic) هي غالباً ما تستخدم لاختبار معنوية R^2 :

$$H_0: R^2 = 0 - 1$$

$$H_1: R^2 \neq 0 - 2$$

$$\alpha = 5\% \text{ or } 0.05 - 3$$

4 - نستخدم R^2 المحسوبة ونوجد قيمة F (F-value) من خلال العلاقة التالية:

$$F(k-1, n-k) = \frac{ESS/(k-1)}{RSS/(n-k)} = \frac{\frac{ESS}{TSS}(k-1)}{\frac{ESS}{TSS}(n-k)} = \frac{R^2/(n-k)}{(1 - R^2)(n-k)}$$

إحصائية الاختبار المشتقة بهذه الطريقة يمكن إظهارها بأنها تتبع توزيع F (F-distribution) بدرجات حرية $v_1 = k-1$ و $v_2 = n-k$

الاختبار عند مستوى معنوية 5%، اختبار ذو طرف واحد، نجد أن قيمة F الحرجة (critical F-value) بناءً على درجات حرية (3-1=2) للبسط، ودرجات حرية (24-3=21) للمقام، هي 3.44 كما تبينها قراءة جدول F (F-table). لذلك فإننا نرفض فرض العدم ونقبل الفرض البديل لأن إحصائية F المحسوبة (F-statistic) = 236.1219 وهي قيمة أكبر من (3.44). من ذلك نستنتج أن قيمة معامل التحديد ذا معنوية إحصائية. يمكن استخدام طريقة أخرى لا اتخاذ القرار وذلك بالنظر إلى القيمة الاحتمالية لإحصائية F، والتي تساوي 0.0000 كما تظهرها النتائج المعروضة في الشكل 14.2. وكنتيجة لذلك فإننا نرفض فرض العدم (H_0) حيث أن القيمة الاحتمالية لإحصائية F (0.0000) هي أصغر من 0.05 و منها نستنتج أن R^2 هي معنوية إحصائياً.

5.2.2 تعدد العلاقات الخطية وتحليل البواقي Residual Analysis

الشكل الانتشاري للبواقي خلال الزمن غالباً ما يعطي فكرة عن سلوكها. تجدر الملاحظة أنه من أجل الحصول على الرسم البياني وإجراء اختبارات البواقي (residual tests) عن طريق EViews، ينبغي علينا أولاً أن ننتج معادلة الانحدار. اتبع الخطوات التالية من 1-3 من أجل المعاينة البيانية للبواقي في معادلة الانحدار.

الخطوة الأولى: إجراء الانحدار وإنتاج البواقي

تحت الخيار Quick اختر Generate Series وفي نافذة الأمر أكتب :
E = resid، ثم انقر OK لحفظ البواقي. بالنقر مرتين على "E" من نافذة الملف الأساسي يتم عرض البيانات كما في الشكل 15.2.

الخطوة الثانية: تمثيل البواقي بيانياً

تحت Quick اختر Graph ثم اكتب E في نافذة الأمر ثم تحت specific اختر Dot plot. تحت خيار Options اختر Axes & Scalling ثم data axis labels. تحت Axes ticks & lines اختر zero line background، وكما هو موضح في الشكل 17.2.
يمكن القول أن مشاهدات البواقي مرتبطة تسلسلياً، كذلك وجود قيمة واحدة خارجة (outlier).

الخطوة الثالثة: إنتاج جدول بالقيم الفعلية والقيم المقدرة للمتغير التابع وقيم البواقي

بعد إجراء الانحدار، ومن نافذة المخرجات (نتائج الانحدار) اختر: View-
Actual, Fitted, Residual Actual Fitted Residual Table، ثم انقر OK للحصول على النتائج المعروضة في الشكل 18.2.

Series: E Workfile: DATA2_EDITED::Data2_edited\

View Proc Object Properties Print Name Freeze Default Sort Edit+/- Smp

Last updated: 11/15/19 - 20:24
Modified: 1 24 // e = resid

1	-0.009396			
2	-0.045494			
3	-0.001935			
4	0.008021			
5	-0.022799			
6	-0.006710			
7	0.072901			
8	0.063755			
9	0.012936			
10	-0.075098			
11	-0.003381			
12	-0.009135			
13	-0.066562			
14	0.042063			
15	0.046653			
16	-0.010862			
17	0.040310			
18				

شكل 2-15 بواقي معادلة الانحدار

Graph Options

Option Pages

- Graph Type
 - Basic type
- Frame & Size
 - Axes & Scaling
 - Data scaling
 - Data axis labels
 - Obs/Date axis
 - Grid Lines
- Legend
- Graph Elements
- Quick Fonts
- Templates & Objects

Edit axis: Left Axis

Left axis labels

☐ Hide labels

Label angle: Auto

Left Axis Font

Axis ticks & lines

Ticks outside axis

Minor tick count: 0

Zero line, background

Vertical axes labels

☐ Label both axes

Duplicate axes labels

Data units & label format

Units: Native

Decimal places: Auto

☒ Thousands separator

☐ Comma as decimal

☒ Trim leading zeros

Characters at beginning and end of label:

Prefix: (e.g. \$, €)

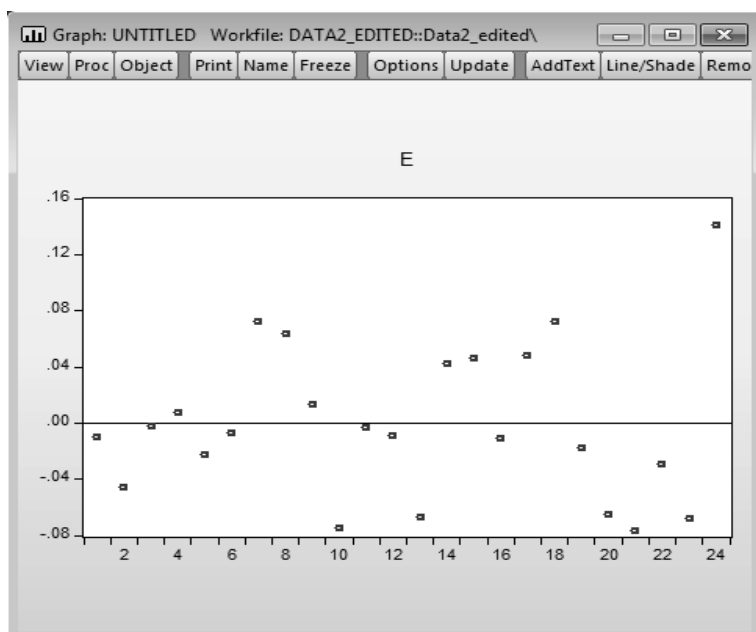
Suffix: (e.g. %)

☒ Enable zooming for all graphs via the mouse

Undo Page Edits

OK Cancel

شكل 2-16 المربع الحواري لخيارات الشكل البياني



شكل 17-2 الشكل البياني للبقايا E

Equation: UNTITLED Workfile: DATA2_EDITED::Data2_edited\						
View	Proc	Object	Print	Name	Freeze	Estimate
Forecast	Stats	Resids				
obs	obs	Actual	Fitted	Residual	Residual Plot	
obs	obs	Actual	Fitted	Residual	Residual Plot	
1	1	4.61000	4.61940	-0.00940		
2	2	4.62000	4.66549	-0.04549		
3	3	4.72000	4.72193	-0.00193		
4	4	4.80000	4.79198	0.00802		
5	5	4.82000	4.84280	-0.02280		
6	6	4.80000	4.80671	-0.00671		
7	7	4.96000	4.88710	0.07290		
8	8	5.02000	4.95624	0.06376		
9	9	5.02000	5.00706	0.01294		
10	10	4.84000	4.91510	-0.07510		
11	11	5.04000	5.04338	-0.00338		
12	12	5.07000	5.07913	-0.00913		
13	13	5.03000	5.09656	-0.06656		
14	14	5.18000	5.13794	0.04206		
15	15	5.21000	5.16335	0.04665		
16	16	5.13000	5.14086	-0.01086		
17	17	5.24000	5.19168	0.04832		
18	18	5.42000	5.34774	0.07226		
19	19	5.42000	5.43757	-0.01757		
20	20	5.41000	5.47479	-0.06479		
21	21	5.38000	5.45702	-0.07702		
22	22	5.44000	5.46883	-0.02883		
23	23	5.19000	5.25802	-0.06802		
24	24	5.48000	5.33931	0.14069		

شكل 18-2 البيانات الحقيقية والمقدرة والبقايا

بالنظر إلى الشكل 18.2، خط البواقي (الموضح تحت Residual plot) نلاحظ أن أنه قد تخطى حدود الخطوط المتقطعة أكثر من مرة مما يمكن اعتباره إشارة إلى وجود وجود مشكلة الارتباط التسلسلي (serial correlation).

الجدول 2.2 يلخص المشاكل المختلفة للبواقي وأسبابها وطرق معالجتها. كما أنه يقترح أيضاً طرق رسمية وغير رسمية لاختبار سلوكها. المدخل الرسمي يتضمن أربعة خطوات رئيسية:

1 - التحقق من مشكل تعدد العلاقات الخطية (Multicollinearity).

2 - التحقيق في مشكلة الارتباط الذاتي (Autocorrelation).

3 - التحقق من مشكلة عدم ثبات التباين (Heterocedasticity).

4 - التحقق من مشكلة الخطية (Normality).

1.5.2.2 الكشف عن مشكلة تعدد العلاقات الخطية في EViews

تواجهنا مشكلة تعدد العلاقات الخطية عند إجراء الانحدار المتعدد، أي انحدار مع أكثر من متغير تفسيري، أما في حالة الانحدار البسيط فإن هذه المشكلة لا تستدي أن بنظر إليها. الطريقة الرسمية تتضمن إجراء انحدار ما بين المتغيرات المستقلة بدون استخدام المتغير التابع. على سبيل المثال، إجراء الانحدار لكل من LK C LL (بدون استخدام LY المتغير التابع).

جدول 2.2 ملخص لسلوك البواقي، أسبابها وطرق معالجتها

طرق إزالتها	الطريقة الرسمية للتحقق من وجودها	الطريقة الغير الرسمية للتحقق من وجودها	الأسباب	شروع المشكلة	المشكلة
- إضافة متغيرات جديدة ذات علاقة بالنموذج - زيـادة عدد المشاهدات	- مصفوفة الارتباط (Correlation matrix) - اجراء انحدار ما بين المتغيرات المستقلة ثم اجراء معامل تضخم المتغير VIF	- الرسم البياني للبواقي يظهر قيمة خارجة (outliers) أو أكثر	وجود علاقة خطية بين المتغيرات المستقلة	في البيانات المقطعية وبيانات السلاسل الزمنية	تعدد العلاقات الخطية Multicollinearity
بأخذ الفرق الأول لكل من جانبي المعادلة ثم اجراء الانحدار للمعادلة الجديدة	- اختبار Durbin-Watson - اختبار LM - اختبار Lagrange Multiplier	التمثيل البياني للبواقي يظهر تنابع موجب أو سالب بين المشاهدات	وجود علاقة ما بين قيمة المشاهدة في الزمن t و قيمة المشاهدة في الزمن $t-1$	بيانات السلاسل الزمنية	الارتباط الذاتي Autocorrelation
اجراء الانحدار باستخدام اللوغاريتمات	- اختبار White - اختبار Goldfeld-Quandt	التمثيل البياني للبواقي يظهر تباين أوسع كلما تحركت المشاهدات من الأصل إلى اليمين	تغيرات في تباين البواقي خلال الزمن	البيانات المقطعية	عدم ثبات التباين Heteroscedasticity
إضافة متغيرات أخرى ذات علاقة للنموذج واستخدام عينات ذات حجم أكبر	- اختبار Jarque-Bera	الرسم البياني للبواقي يظهر توزيعاً غير طبيعي	توصيف خاطئ للنموذج	في البيانات المقطعية وبيانات السلاسل الزمنية	الخطية Normality

Equation: UNTITLED Workfile: DATA2_EDITED::Data2_edited\				
View	Proc	Object	Print	Name
Freeze	Estimate	Forecast	Stats	Resids
Dependent Variable: LK				
Method: Least Squares				
Date: 11/15/19 Time: 20:53				
Sample: 1 24				
Included observations: 24				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	-4.956510	1.007566	-4.919290	0.0001
LL	2.078222	0.202877	10.24375	0.0000
R-squared	0.826682	Mean dependent var	5.356667	
Adjusted R-squared	0.818804	S.D. dependent var	0.458842	
S.E. of regression	0.195316	Akaike info criterion	-0.348742	
Sum squared resid	0.839262	Schwarz criterion	-0.250571	
Log likelihood	6.184906	Hannan-Quinn criter.	-0.322697	
F-statistic	104.9345	Durbin-Watson stat	0.776707	
Prob(F-statistic)	0.000000			

شكل 19-2 اختبار تعدد العلاقات الخطية

اختر واحد من المتغيرات المستقلة لتكون المتغير التابع ثم نقوم بإجراء عملية الانحدار كما في الشكل 19.2. الهدف من إجراء هذا الانحدار هو إيجاد معامل التحديد R^2 والذي يستخدم بعد ذلك بحساب معامل تضخم المتغير (Variable Inflation Factor VIF) كما هو مبين أدناه:

$$VIF = \frac{1}{(1 - R^2)} = \frac{1}{1 - 0.826682} = 5.76$$

بعد ذلك نقوم باتباع الخطوات التالية لاختبار تواجد مشكلة تعدد العلاقات الخطية:

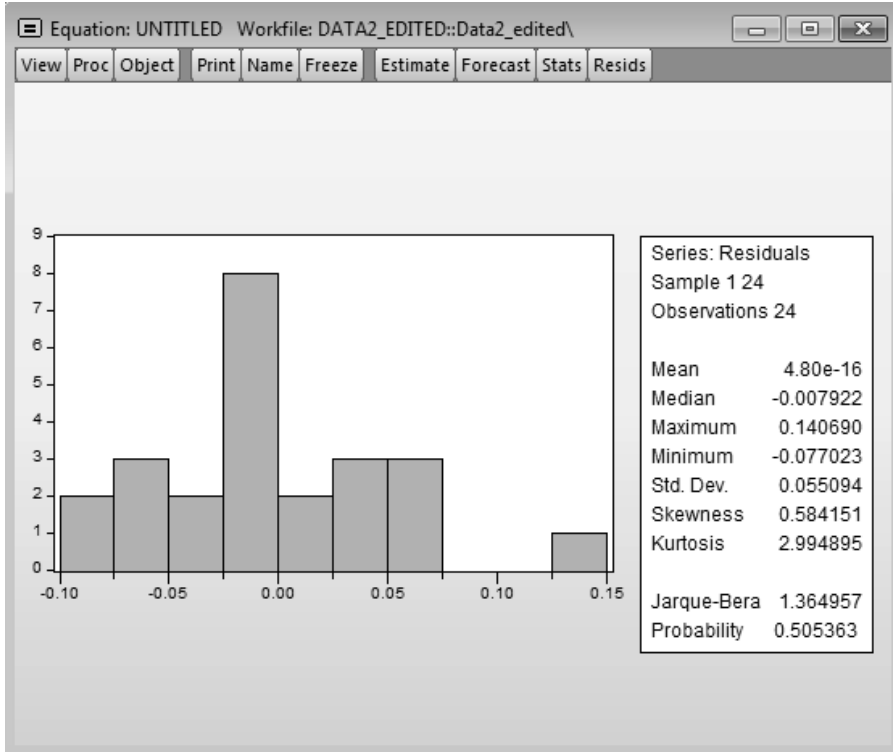
1 - الفرض الصفري H_0 : لا وجود لمشكلة تعدد العلاقات الخطية

2 - الفرض البديل H_1 : وجود مشكلة تعدد العلاقات الخطية

3 - $\alpha = 5\% \text{ or } 0.05$

$$VIF = 5.790 - 4$$

- 5 - عندما تكون قيمة VIF ما بين 5 و 10، نرفض الفرض الصفري H_0
- 6 - بناءً على الأدلة المبينة أعلاه فأنا نستنتج أن هذه السلاسل البيانية تعاني من مشكلة تعدد العلاقات الخطية
- كيف يمكن معالجة تعدد العلاقات الخطية؟
- حذف أحد المتغيرات المرتبطة خطأً
- تحويل المتغيرات ذات الارتباط الخطي المرتفع إلى نسبة
- جمع المزيد من البيانات، مثل زيادة المدة الزمنية أو تحويلها إلى تكرارات أعلى.



شكل 20-2 اختبار خطية البواقي

2.5.2.2 الكشف عن مشكلة الخطية في برنامج EViews

إذا كانت البواقي غير موزعة توزيعاً طبيعياً، لا يمكن استخدامها في اختبار Z أو أي اختبارات أخرى مشتقة من التوزيع الطبيعي مثل اختبار t (كذلك اختبارات F و Chi-square لا يمكن تطبيقها هي الأخرى في حالة عدم ثبوت خطية البواقي). كما أنه في حالة أن البواقي غير موزعة توزيعاً طبيعياً؛ فغن المتغير التابع أو على الأقل واحد من المتغيرات المستقلة يمكن أن يحتوي على الشكل الدالي الخاطئ. الاحتمال الآخر هو أن واحد أو أكثر من المتغيرات المهمة غير مدرج أو محذوف من النموذج.. الخ. النتائج التي يظهرها EViews عند إجراء اختبارات التحقق من الخطية على بيانات دالة كوب دوجلاس (LY C LK LL) مبينة في الشكل 20.2.

يمكن تلخيص خطوات إجراء اختبار الخطية كما يلي:

- 1 - الفرض الصفري H_0 : البواقي تتبع التوزيع الطبيعي
- 2 - الفرض البديل H_1 : البواقي لا تتبع التوزيع الطبيعي
- 3 - $\alpha = 5\% \text{ or } 0.05$
- 4 - Jarque-Bera test statistic = 1.364957
- 5 - لأن $\text{Prob.} = 0.505363 > 0.05$ فإنه لا يمكن رفض الفرض الصفري H_0

6 - بناءً على الأدلة المبينة أعلاه فأنا نستنتج أن البواقي تتبع التوزيع الطبيعي.

3.5.2.2 الكشف عن مشكلة عدم ثبات التباين في برنامج EViews

للتحقق ثبات تباين البواقي خلال عملية الانحدار بالكامل فإننا نحتاج أن نجري اختبار رسمي يعرف باختبار White والذي تمت الإشارة إليه مسبقاً في هذا الكتاب. لتفسير النتائج في الشكل 21.2 فإننا نتبع الخطوات التالية:

كيف يمكن معالجة مشكلة اختلاف التباين؟

إذا كان الشكل (السبب على سبيل المثال) لاختلاف التباين غير معلوم، فبإمكاننا استخدام طريقة تقدير تأخذ هذه المشكلة في نظر الاعتبار (وتدعى هذه الطريقة المربعات الصغرى العامة GLS، Generalised least squares)، وفيما يلي تمثيل مبسط لطريقة GLS :

افترض أن تباين حد الخطأ هو مرتبط بمتغير آخر Z_t بواسطة

$$\text{var}(u_t) = \sigma^2 Z_t^2$$

للتخلص من اختلاف التباين، بقسمة معادلة الانحدار على Z_t

$$\frac{y_t}{Z_t} = \beta_1 \frac{1}{Z_t} + \beta_2 \frac{x_{2t}}{Z_t} + \beta_3 \frac{x_{3t}}{Z_t} + v_t$$

حيث أن $v_t = \frac{u_t}{Z_t}$ وهو حد الخطأ. لذلك سوف نتحصل على:

$$\text{var}(v_t) = \text{var}\left(\frac{u_t}{Z_t}\right) = \frac{\text{var}(u_t)}{Z_t^2} = \frac{\sigma^2 Z_t^2}{Z_t^2} = \sigma^2$$

والتي تعني أن تباين مقدار الخطأ في الانحدار الجديد سيكون متجانس (homoscedastic).

حلول أخرى لمشكلة اختلاف التباين تتضمن:

- 1 - تحويل المتغيرات إلى الصيغة اللوغاريتمية أو تصغير الأرقام باستخدام مقياس آخر للحجم.
- 2 - استخدام التقدير ذو الأخطاء القياسية المتسقة لـ White - في حالة اختلاف التباين

(White's Heteroscedasticity consistent standard error estimates)،

حيث أن استخدام تصحيح White، بشكل عام، سوف يؤدي زيادة في

حجم الأخطاء المعيارية لمعاملات ميل الانحدار مقارنةً بحجم الأخطاء المعيارية في طريقة المربعات الصغرى الاعتيادية المعروفة.

4.5.2.2 الكشف عن مشكلة الارتباط الذاتي في EViews

الارتباط الذاتي يحدث عندما يكون هناك ارتباط بين مشاهدين متتاليتين للبواقي. هذه المشكلة عادة ما تظهر عند استخدام بيانات السلاسل الزمنية وبالإمكان استخدام شكل أو تصوير الارتباط (correlogram) للاختبار وجود مشكلة الارتباط الذاتي. انقر:

view

Residual Diagnostics

Correlogram- Q-statistics

وانقر OK، فإذا كانت البواقي لا تحتوي على أي ارتباط ذاتي، فإن الارتباطات الذاتية والارتباطات الذاتية الجزئية عند كل فترات التباطؤ (الفجوات) ينبغي أن تكون تقريباً مساوية للصفر وأن كل Q-Statistics ينبغي أن تكون غير معنوية وذات احتمالية مرتفعة (p-value تكون مرتفعة).

بناء على الأدلة الموضحة في الشكل 22.2 فإنه لا يوجد ارتباط ذاتي في البواقي.

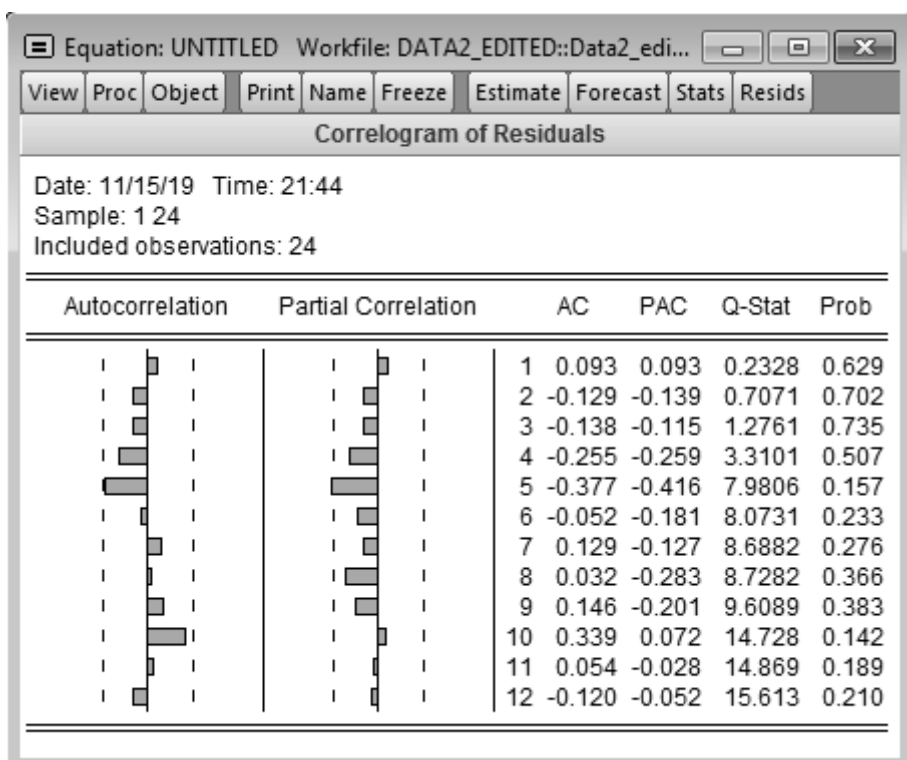
اختبار LM: Lagrange Multiplier اختبار

للكشف عن الارتباط الذاتي يمكن استخدام اختبار Durbin-Watson، ولكن هذا الاختبار لا يمكن اللجوء إليه عندما يكون لدينا قيم في فترات زمنية سابقة خاصة بالمتغير التابع كواحدة من قيم التغيرات المفسرة. يجب استخدام اختبار LM للارتباط التسلسلي إذا كانت هناك فترات تباطؤ في الجانب الأيمن من معادلة الانحدار.

الارتباط التسلسلي باستخدام اختبار LM
بعد اجراء الانحدار الرئيسي اختر:

View - Residual Diagnostics - Serial Correlation LM test

للحصول على النتائج المدرجة في الشكل 23.2.



شكل 22-2 التمثيل البياني لارتباط البواقي

لاحظ أن:

الفرض الصفري والفرض البديل لاختبار LM هي معاكسة للفرض الصفري والفرض البديل لاختبار Correlogram.

1 - الفرض الصفري H_0 : لا يوجد ارتباط ذاتي

2 - الفرض البديل H_1 : يوجد ارتباط ذاتي

$$\alpha = 5\% \text{ or } 0.05 - 3$$

4 - من الشكل 23.2، القيمة الاحتمالية = 0.5095 The p-value =

5 - لأن $\text{Prob.} = 0.5095 > 0.05$ فإننا نقبل الفرض الصفري H_0 وبناءً على ذلك فإننا نستنتج أنه لا وجود لمشكلة الارتباط الذاتي.

كيف يمكن التغلب على مشكلة الارتباط الذاتي؟

بضرب المعادلة $Y_t = \alpha + \beta X_t + u_t$ في ρ (معامل الارتباط الذاتي) للحصول على

$$\rho Y_{t-1} = \alpha \rho + \rho \beta X_{t-1} + \rho u_{t-1} \quad \text{ثم بطرح } \rho Y_{t-1} \text{ من}$$

$$Y_t = Y_t + \rho Y_{t-1}$$

$$= \alpha - \alpha \rho + \beta X_t - \rho \beta X_{t-1} + (u_t - \rho u_{t-1})$$

المعادلة الأساسية الجديدة الخالية من الارتباط الذاتي:

$$Y_t - \rho Y_{t-1} = \alpha (1 - \rho) + \beta (X_t - X_{t-1}) + (u_t - \rho u_{t-1})$$

إذا تم تقدير هذه المعادلة الجديدة بدلاً من النموذج الرئيسي؛ فإن المعادلة الجديدة ستكون خالية من مشكلة الارتباط الذاتي، وتعرف هذه المعادلة الأخيرة بمعادلة الارتباط الذاتي ذات الفروق من الدرجة الأولى (AR(1)).

Equation: UNTITLED Workfile: DATA2_EDITED::Data2_edit...

ViewProcObjectPrintNameFreezeEstimateForecastStatsResids

Breusch-Godfrey Serial Correlation LM Test:

F-statistic	0.565566	Prob. F(2,19)	0.5773
Obs*R-squared	1.348517	Prob. Chi-Square(2)	0.5095

Test Equation:

Dependent Variable: RESID

Method: Least Squares

Date: 11/16/19 Time: 19:23

Sample: 1 24

Included observations: 24

Presample missing value lagged residuals set to zero.

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	-0.011381	0.461704	-0.024650	0.9806
LK	0.001976	0.070533	0.028019	0.9779
LL	0.000255	0.158294	0.001614	0.9987
RESID(-1)	0.222703	0.296476	0.751166	0.4618
RESID(-2)	-0.274986	0.299102	-0.919370	0.3694
R-squared	0.056188	Mean dependent var	4.80E-16	
Adjusted R-squared	-0.142509	S.D. dependent var	0.055094	
S.E. of regression	0.058889	Akaike info criterion	-2.643271	
Sum squared resid	0.065891	Schwarz criterion	-2.397843	
Log likelihood	36.71925	Hannan-Quinn criter.	-2.578159	
F-statistic	0.282783	Durbin-Watson stat	1.712992	
Prob(F-statistic)	0.885476			

شكل 2-23 اختبار الارتباط التسلسلي LM

القرار النهائي: إذا كانت السلاسل الزمنية تعاني من مشكلة الارتباط الذاتي، قم بتجربة أخذ الارتباط الذاتي من الدرجة الأولى (الفروق الأولى) لكلٍ من طرفي المعادلة؛ للحصول على معادلة جديدة خالية من الارتباط الذاتي.

تحليل السلاسل الزمنية

الكثير من البيانات التي تُستخدم أو يتم الإفصاح عنها في الاقتصاد هي بيانات تم تدوينها خلال فترة من الزمن، فمصطلح سلاسل زمنية time series يتم اعطاؤه لتسلسل البيانات (غالباً متداخلة) وكل سلسلة لها علاقة بلحظة زمنية معينة، الأمثلة على ذلك مثل أسعار الأسهم ومستوى المخزون الأسبوعي وأرقام البطالة الشهرية وهي تُسمى سلسلة منفصلة، بعبارة أخرى القراءات التي تم أخذها في فترات زمنية ذات فواصل متساوية، وبالتالي فإن شكل بيانات السلاسل الزمنية يكون قائمة مفردة من القراءات التي تم أخذها في فترات منتظمة، وهذا هو نوع البيانات الذي سوف نركز عليه في هذا الفصل والفصل التالي.

هناك خاصيتين لدراسة السلاسل الزمنية، أولاً مرحلة التحليل وهي محاولة لتلخيص خصائص السلسلة لتحديد أهم معالمها، وبالضرورة فإن هذه المرحلة تتضمن اختبار سلوك المتغير في الفترة الماضية؛ ثانياً مرحلة صياغة النموذج وهذه المرحلة تهتم بعرض التوقعات المستقبلية.

في هذا الفصل سوف نقوم بدراسة مراحل التحليل وتجب ملاحظة أن السلاسل الزمنية أنه في هذا الفصل لن تكون هناك أي محاولة لربط المتغير قيد الدراسة بأي متغيرات أخرى حيث أن هذا هو هدف نماذج الانحدار، فبدلاً من ذلك فإن تحليل السلاسل الزمنية والتغيرات في متغير الدراسة يتم تفسيرها في ضوء موقعها أو حركتها أثناء الفترة الزمنية الماضية، ومن ثم يتم حساب التنبؤات من خلال الاستقراء، وفي تحليل السلاسل الزمنية فإنه من المفيد جداً استخدام الرسومات البيانية، حيث أن هذه الرسومات قد توضح تغيرات معينة في البيانات وبالتالي فإنها تساعد في صياغة النموذج أو اختياره،

ويتميز برنامج EViews 10 بقدرات هائلة في الرسوميات البيانية الخاصة بتحليل السلاسل الزمنية، كما أن تنوع الرسوميات البيانية يكون عاملاً مساعداً إذا تم تعريف المتغيرات بدقة في EViews 10.

في سنة 1936م كتب جون كينز كتابه المشهور بعنوان "النظرية العامة في التوظيف ومعدلات الفائدة والنقود" والذي طور فيه نظرية الطلب على النقود والمعروفة باسم نظرية تفضيل السيولة، أفكار كينز كانت الأساس للإطار العام لتفضيل السيولة، ووفقاً للنظرية الكنزية فإن الطلب على النقود الحقيقية RMD هو دالة للناتج المحلي الإجمالي الحقيقي RGDP ومعدل الفائدة INT ويمكن كتابة النموذج كما يلي:

$$RMD_t = \beta_0 + \beta_1 RGDP_t + \beta_2 INT_t$$

مراحل التعامل مع السلاسل الزمنية

هذه المراحل تتضمن ثلاث خطوات أساسية هي:

- 1 - تحديد ما إذا كانت السلسلة مستقرة أو لا.
- 2 - إجراء اختبار التكامل المشترك Cointegration test لتحديد ما إذا كان هناك علاقة طويلة الأجل في السلسلة.
- 3 - تحديد نموذج تصحيح الخطأ Error Correction Model.

1. مرحلة تحديد عدم الاستقرار

هناك طريقتان سوف يتم استخدامهما لبيانات السلاسل الزمنية.

الطريقة غير الرسمية: هي تتضمن خطوتين:

(أ) الرسم البياني للسلسلة الزمنية.

(ب) إجراء اختبار التكامل المشترك.

الطريقة الرسمية: وتتضمن خطوة واحدة

إجراء اختبار ديكي فولر التكميلي Augmented Dickey-Fuller (ADF) Test

1.3 سلسلة زمنية واحدة: الطلب على النقود الحقيقية (RMD)

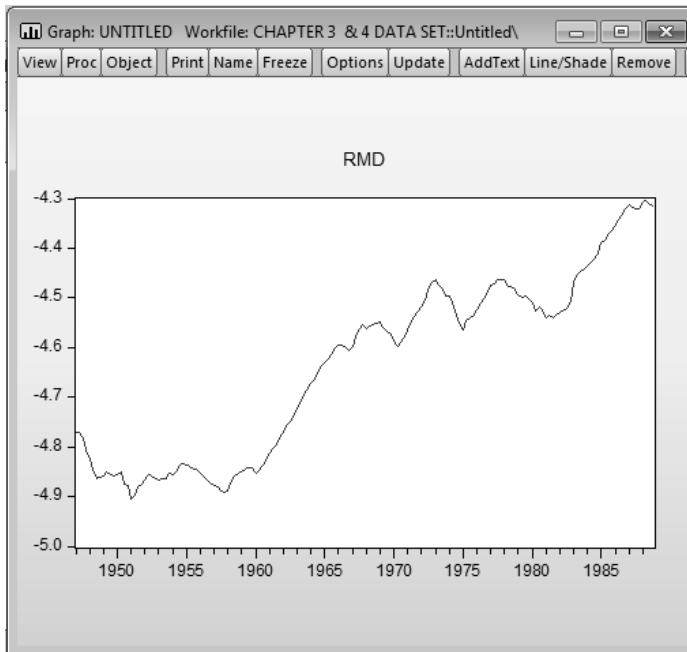
1.1.3 الطريقة غير الرسمية: الرسم البياني للسلسلة الزمنية وعرض شكل الارتباط

نتبع الخطوات التالية لإنشاء رسم بياني للسلسلة الزمنية ببرنامج EViews

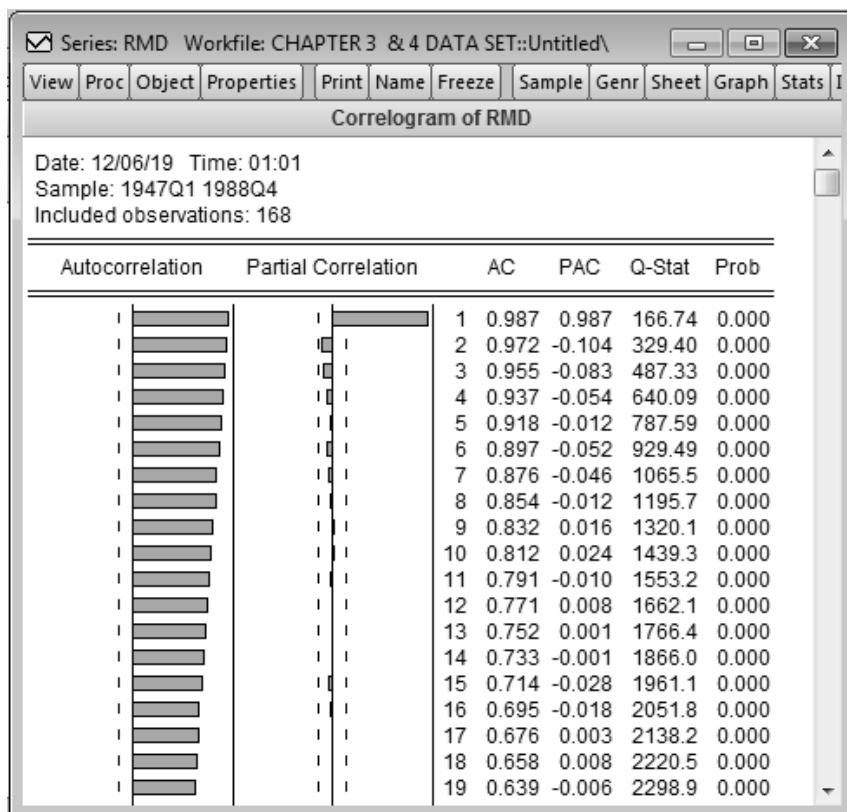
أنقر على Quick - Graph ثم اكتب RMD واختر Line & Symbol وانقر OK سوف يتم عرض الرسم البياني في الشكل 1.3.

تبدو السلسلة وكأنها سلسلة عشوائية مع انحراف: حيث تحركت السلسلة لأعلى ثم لأسفل لفترة من الزمن ولاحقاً أخذت السلسلة اتجاهًا في الزيادة، وهذا نمط عدم استقرار؛ قم بالنقر المزدوج على RMD في نافذة منطقة العمل لعرض بيانات سلسلة RMD.

للحصول على شكل الارتباط يجب اتباع الخطوات التالية في EViews :
انقر على View - Correlogram ثم اختر Correlogram of the Level وانقر OK لعرض الشكل البياني في الشكل 2.3.



الشكل 3.1: رسم بياني لسلسلة المتغير RMD



الشكل 3.2: شكل الارتباط لسلسلة بيانات المتغير RMD

ملاحظة:

اختبار الارتباط: فرضية العدم والفرضية البديلة للارتباط والاختبار الرسمي
 اختبار ديكي فولر التكميلي عكس بعضهما، فنتائج اختبار الارتباط يتم
 عرضها في الشكل 3.2.

1 - H_0 : السلسلة ليس لها جذر وحدة.

2 - H_1 : السلسلة لها جذر وحدة.

3 - $\alpha = 5\%$ أو 0.05

ليس هناك اختبار احصائي يتم حسابه، سوف نركز على عمود الاحتمال
 "Prob" في الشكل 3.2.

4 - قيمة p-values تساوي 0.000

5 - بما أن Prob = 0.000 وهي أقل من 0.05 فإننا نرفض الفرضية العدم H_0 ونقبل الفرضية البديلة H_1 .

6 - نستنتج بأن سلسلة RMD ليست مستقرة.

2.1.3 الطريقة الرسمية: اجراء اختبار ديكي فولر التكميلي Augmented Dicky-Fuller Test (ADF)

قبل البدء في إجراء اختبار ADF نحن نحتاج إلى معرفة ما إذا كنا إضافة مكون اتجاه كجزء من التحليل، فإذا كان الرسم البياني للسلسلة الزمنية يعرض اتجاه فيجب إضافة مكون الاتجاه إلى التحليل، وإذا لم تعرض السلسلة الزمنية مكون اتجاه فلا داعي لإضافة مكون اتجاه ولكن تذكر دائماً أن تقوم بإضافة التقاطع.

قم باتباع الخطوات التالية ببرنامج EViews :
أنقر نقر مزدوج على RMD الموجود في ملف العمل.
من النافذة التي تعرض بيانات RMD اختر Views - Unit Root test
تحت نوع الاختبار Test type اختر Augmented Dickey-Fuller
وتحت Test for unit root قم باختيار Level
تحت Include in test equation اختر Trend and intercept إذا كان الرسم البياني للسلسلة يشير إلى أنها ذات اتجاه، أما إذا كان لا يوجد اتجاه فاختر Intercept فقط ثم انقر على OK سوف تحصل على نتائج المخرجات كما هي موضحة في الشكل 3.3.

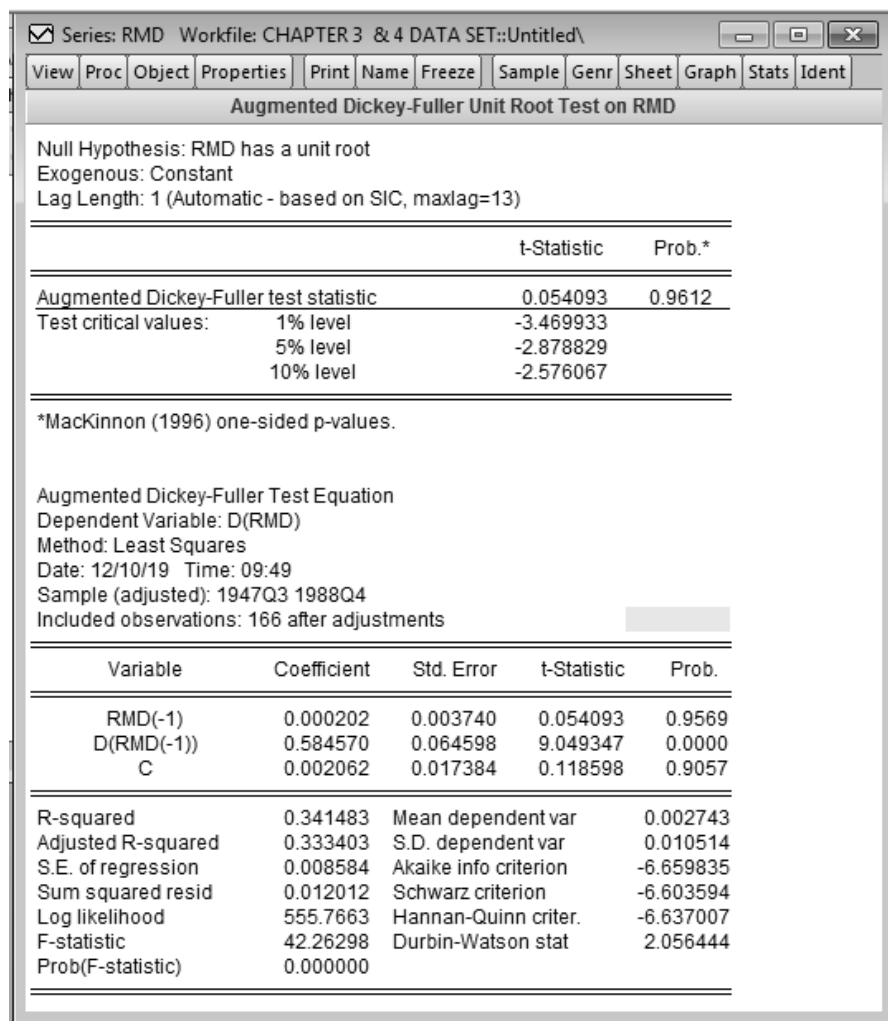
1 - H_0 : السلسلة لها جذر وحدة وليست مستقرة.

2 - H_1 : السلسلة ليس لها جذر وحدة ومستقرة.

3 - $\alpha = 5\%$ أو 0.05

إحصائية اختبار ADF تساوي 0.054093

4 - مستوى الدلالة الإحصائية للاحتمال p-values = 0.0961



الشكل 3.3: اختبار جذر الوحدة لبيانات المتغير RMD

5 - الاحتمال $0.05 < 0.9612 = \text{Prob.}$ نقبل فرضية العدم H_0 .

6 - السلسلة لها جذ وحدة وليست مستقرة.

إذا وجدت النتائج بأن الاختبار الرسمي يختلف عن النتائج من الرسم البياني واختبار شكل الارتباط، فعليك الالتزام بنتائج الاختبار الرسمي، في بعض الأحيان النتائج من الاختبار غير الرسمي تختلف عن النتائج من الاختبار الرسمي، فدائماً علينا الأخذ بنتائج الاختبار الرسمي.

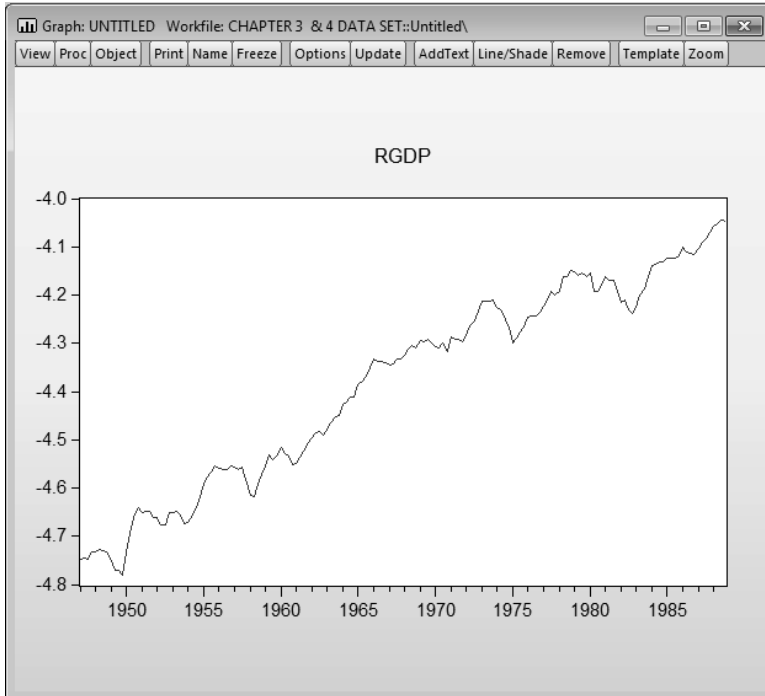
3.2 السلسلة الزمنية الثانية: الناتج المحلي الإجمالي الحقيقي (RGDP)

3.2.1 الطريقة غير الرسمية: الرسم البياني للسلسلة الزمنية وإنشاء شكل الارتباط

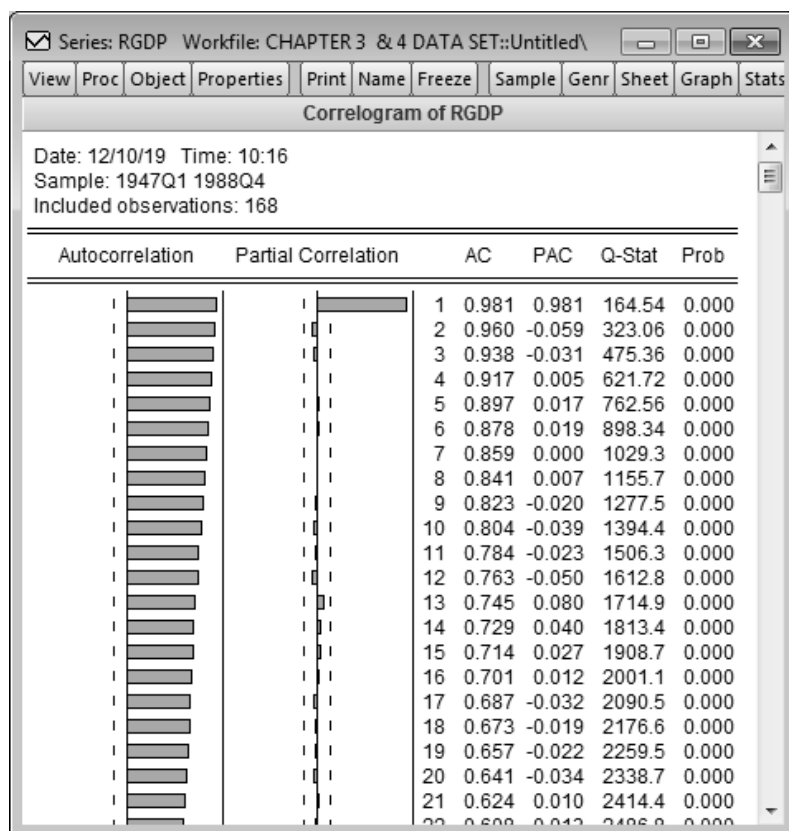
انقر على Quick - Graph واكتب RGDP ثم اختر Line & Symbol وانقر OK للحصول على الرسم البياني في الشكل 4.3 والذي يعرض أن السلسلة غير مستقرة، الخطوة التالية سوف تكون إنشاء شكل الارتباط لبيانات المتغير RGDP وهذا الشكل يمكن الحصول عليه من خلال النقر على View - Correlogram - Level وانقر على OK للحصول على المخرجات في الشكل 5.3.

ملاحظة

فرضية العدم والفرضية البديلة لشكل الارتباط والاختبار الرسمي لاختبار ديكي فولر التكميلي كلاهما عكس بعضهما تماماً.



الشكل 3. 4: الرسم البياني للمتغير RGDP



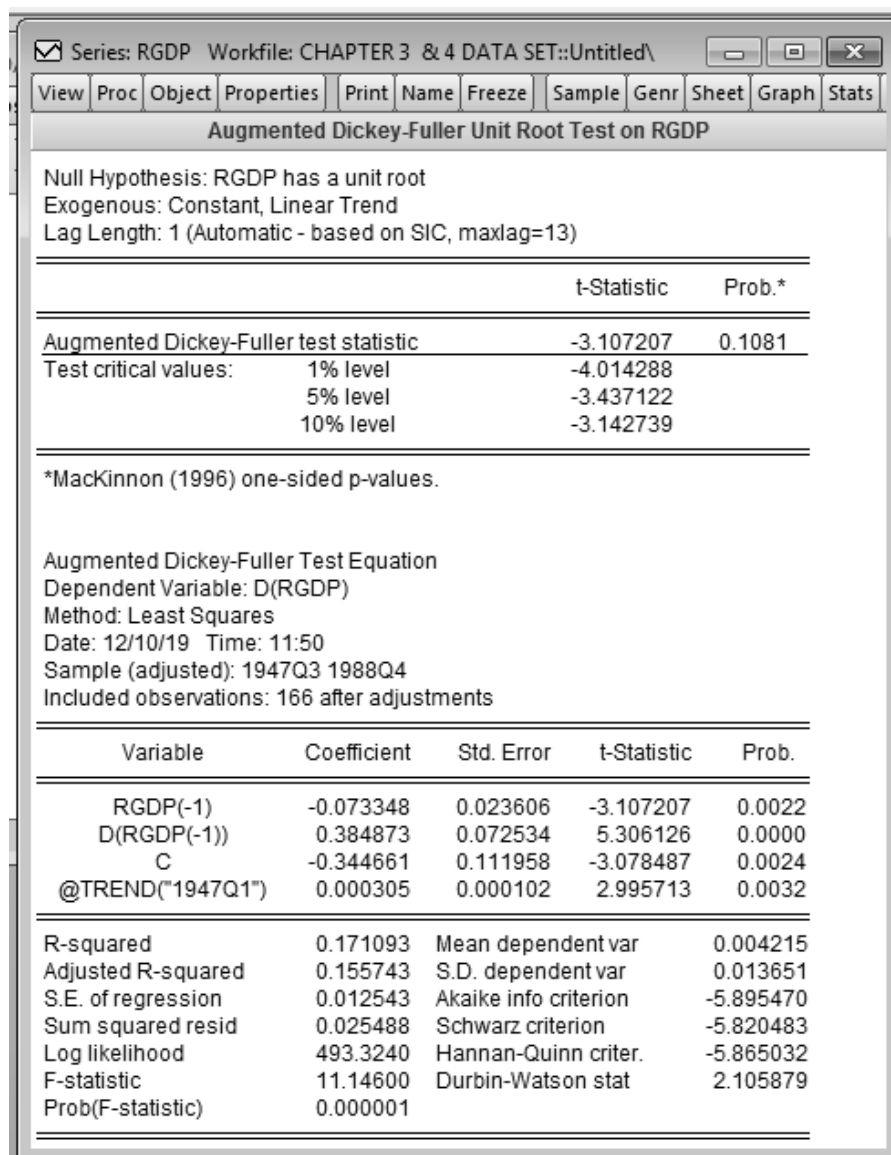
الشكل 3.5: جدول الارتباط Corrlogram للمتغير RGDP

1. H_0 : السلسلة لها جذر وحدة وليست مستقرة.
2. H_1 : السلسلة ليس لها جذر وحدة ومستقرة.
3. $\alpha = 5\%$ أو 0.05
- ليس هناك اختبار احصائي لحسابه، ولكننا نركز على عمود Prob.
4. قيمة $p\text{-values} = 0.000$
5. $\text{Prob} = 0.00 < 0.05$ نرفض فرضية العدم H_0 ونقبل الفرضية البديلة H_1 .
6. السلسلة لها جذر وحدة وليست مستقرة.

3.2.2 الطريقة الرسمية: إجراء اختبار اختبار ديكي فولر التكميلي (ADF)

قم باتباع الخطوات التالية في EViews:
 أنقر نقر مزدوج على RGDP من ملف العمل.
 من نافذة RGDP اختر view - unit root test
 من الخيار Test type اختر Augmented Dickey-Fuller
 في الخيار Include in test equation اختر Trend and Intercept إذا كان الرسم
 البياني لسلسلة البيانات يشير إلى اتجاه، غير ذلك اختر Intercept فقط ثم
 انقر OK للحصول على النتائج في الشكل 3.6.

- 1 - H_0 : السلسلة لها جذر وحدة وليست مستقرة.
- 2 - H_1 : السلسلة ليس لها جذر وحدة ومستقرة.
- 3 - $\alpha = 5\%$ أو 0.05 .
- إحصائية اختبار ADF يساوي -3.107207
- 1 - قيمة $p\text{-value} = 0.1081$
- 2 - $\text{Prob} = 0.1081 > 0.05$ وبالتالي لا يمكننا رفض فرض العدم.
- 3 - السلسلة لها جذر وحدة وليست مستقرة.

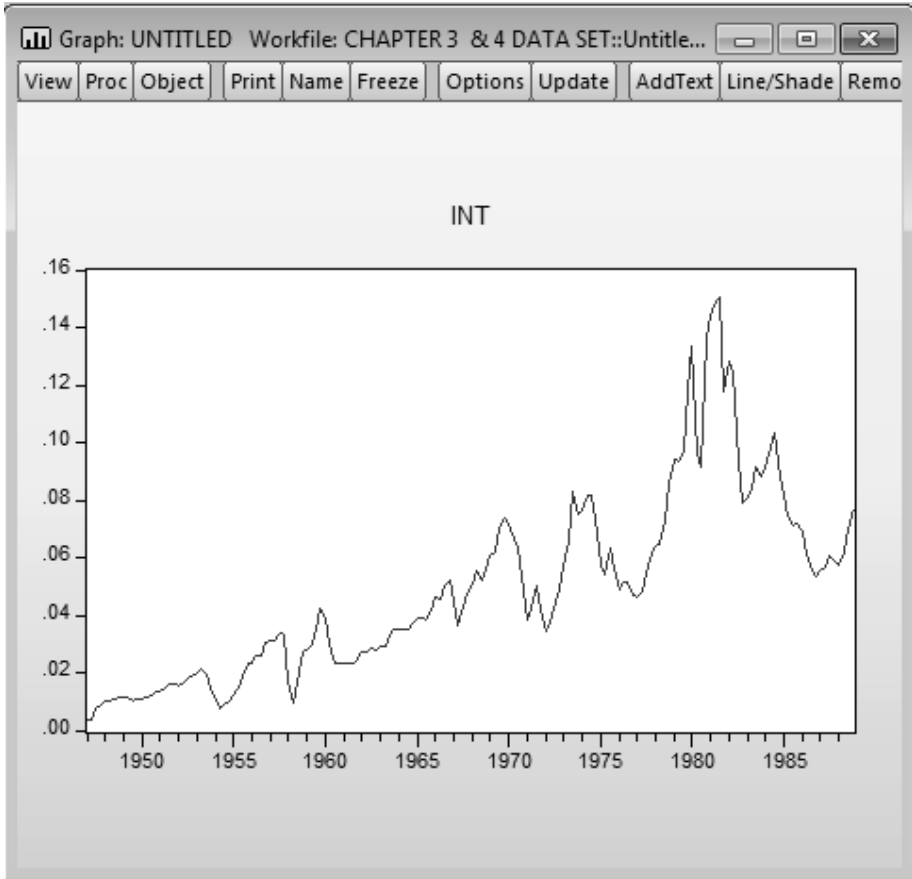


الشكل 3.6: اختبار جذر الوحدة للمتغير RGDP

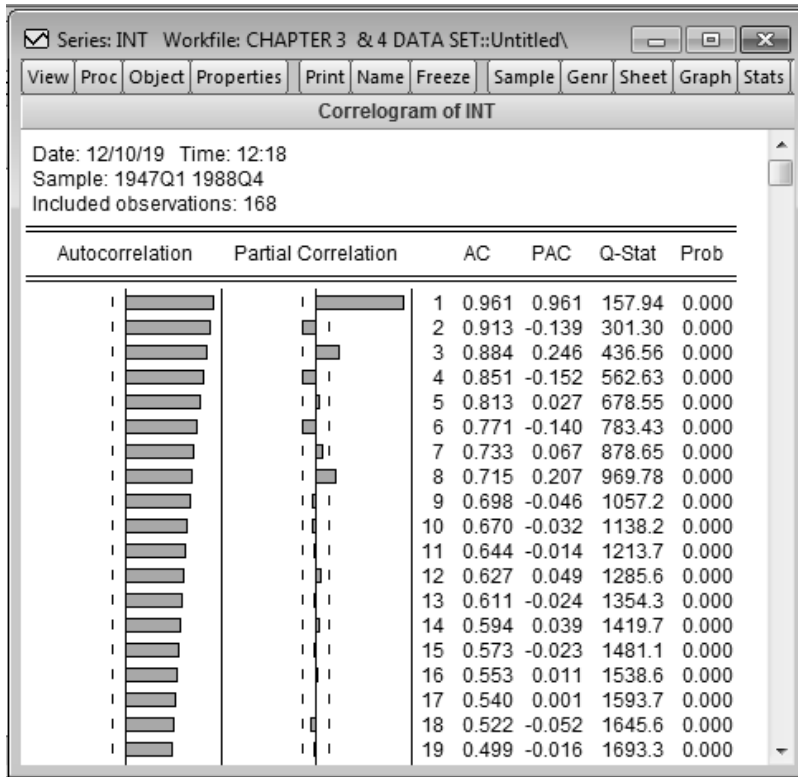
3.3 السلسلة الزمنية الثالثة: معدلات الفائدة (INT)

3.3.1 الطريقة غير الرسمية: الرسم البياني للسلسلة الزمنية وإنشاء جدول الارتباط

انقر على Quick - Graph واكتب INT ثم اختر Line & Symbol ثم انقر OK للحصول على الرسم البياني كما في الشكل 3.7 والذي يوضح بأن السلسلة غير مستقرة، الخطوة التالية هي إنشاء جدول الارتباط للمتغير INT والذي يمكن إنشاؤه عن طريق النقر على View - correlogram - level وانقر على OK للحصول على الشكل 3.8.



الشكل 3.7: الرسم البياني للمتغير INT



الشكل 3. 8: جدول الارتباط للمتغير INT

- 1 - H_0 : السلسلة ليس لها جذر وحدة.
 - 2 - H_1 : السلسلة لها جذر وحدة.
 - 3 - $\alpha = 5\%$ أو 0.05
- ليس هناك اختبار احصائي لحسابه ولكننا ننظر إلى عمود Prob حيث أن:
- 1 - قيم $p\text{-values} = 0.000$
 - 2 - الاحتمال $0.000 < 0.05$ لذلك نرفض فرض العدم H_0 ونقبل الفرض البديل H_1 .
 - 3 - السلسلة لها جذر وحدة وليست مستقرة.

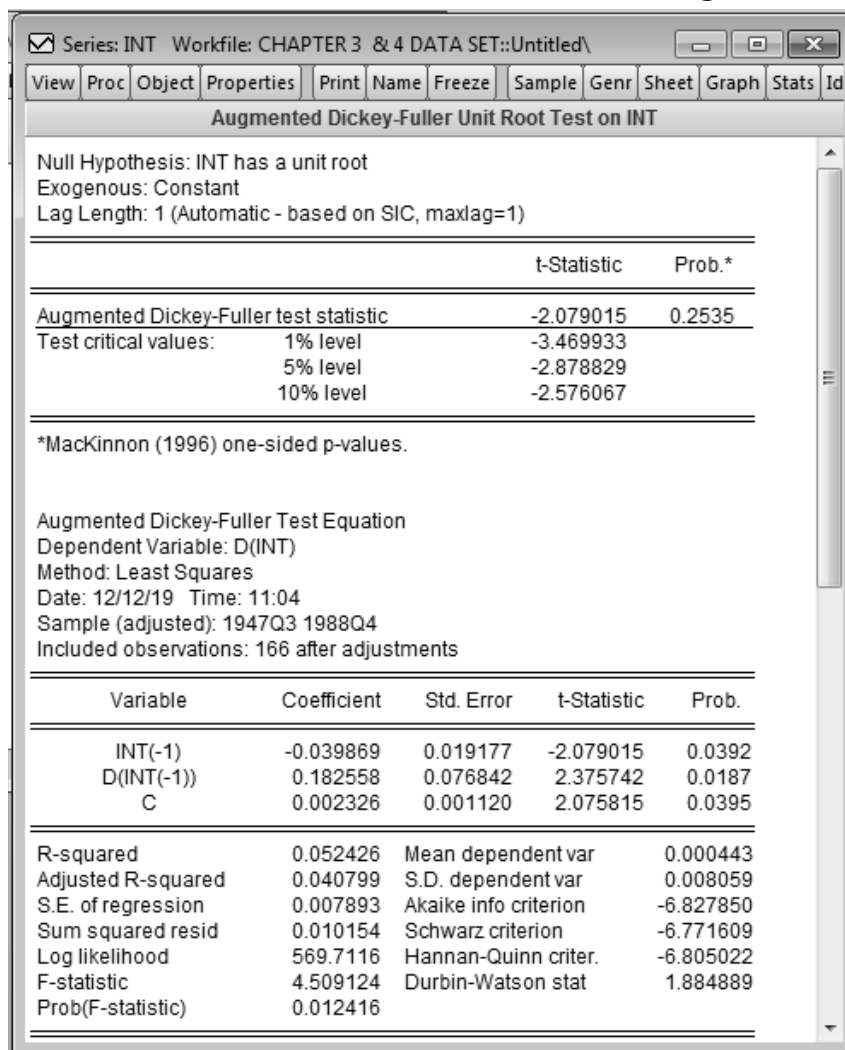
2.3.3 الطريقة الرسمية: إجراء اختبار فولر التكميلي (ADF)

اختبار ADF تم حسابه للمتغير INT كما في الشكل 9.3.

1 - H_0 : السلسلة لها جذر وحدة وليست مستقرة.

2 - H_1 : السلسلة ليس لها جذر وحدة وهي مستقرة.

3 - $\alpha = 5\%$ أو 0.05



الشكل 9.3: اختبار جذر الوحدة للمتغير INT

إحصائية اختبار ADF تساوي -2.079015

1 - قيمة $p\text{-values} = 0.2535$

2 - الاحتمال $\text{Prob} = 0.2535 > 0.05$ وبالتالي لا يمكننا رفض فرضية العدم H_0

3 - هذه السلسلة لها جذر وحدة وليست مستقرة.

النتائج تُشير إلى عدم الاستقرار، مما يعني أن كل السلاسل غير مستقرة.

إذا كانت السلسلة غير مستقرة فيجب علينا جعلها مستقرة من خلال حساب الفرق الأول، والفرق الأول يمكن حسابه كما يلي:

قم باتباع الخطوات التالية في EViews:

انقر على Quick - Generate Series ثم اكتب:

$$\text{DRMD} = \text{RMD} - \text{RMD}(-1)$$

$$\text{DRGDP} = \text{RGDP} - \text{RGDP}(-1)$$

$$\text{DINT} = \text{INT} - \text{INT}(-1)$$

لتحويل السلسلة الغير مستقرة إلى سلسلة مستقرة فإننا نستخدم الفرق الأول للسلسلة، وفي أغلب الأحيان أو في بعض الأحيان، نستخدم الفرق الثاني أو الفرق الثالث ... الخ، كل سلسلة جديدة ناتجة من الفروقات يجب اختبارها بالطريقة غير الرسمية والطريقة الرسمية وذلك للتأكد من أن السلسلة الجديدة مستقرة.

4.3 السلسلة الزمنية الرابعة: الفرق الأول لـ RMD-DRMD

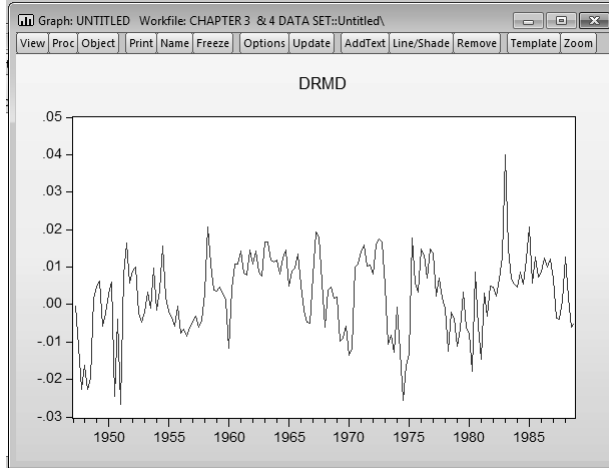
1.4.3 الطريقة غير الرسمية: الرسم البياني للسلاسل الزمنية وإنشاء جدول الارتباط

انقر على القائمة Quick - Graph و اكتب اسم المتغير DRMD ثم اختر Line & symbol وانقر OK سوف يتم عرض رسم بياني كما في الشكل 3. 10 والذي تبدو فيه سلسلة المتغير مستقرة، ولإنشاء جدول الارتباط للمتغير DRMD انقر على المتغير ثم انقر على View - Correlogram - Level وانقر OK لعرض جدول المخرجات كما في الشكل 3.11.

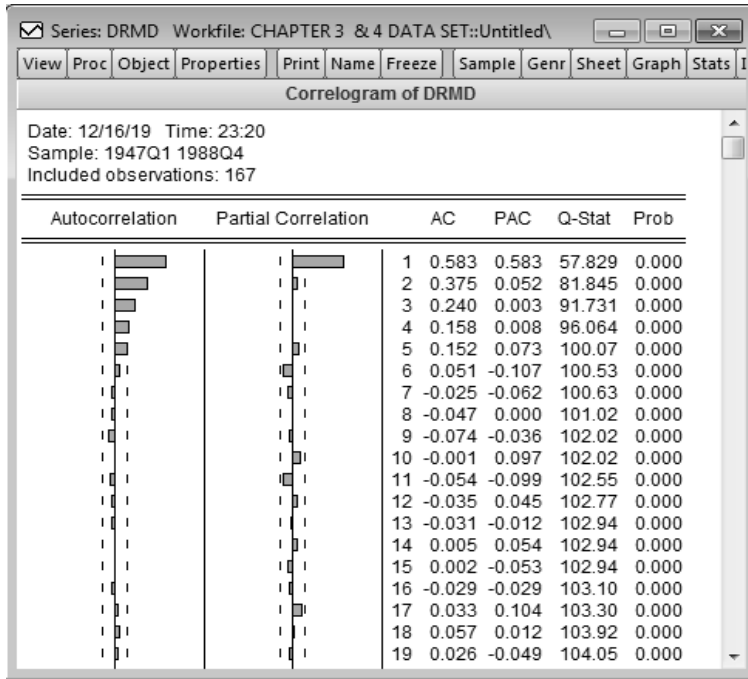
1 - H_0 : السلسلة ليس لها جذر وحدة.

2 - H_1 : السلسلة لها جذر وحدة.

3 - $\alpha = 5\%$ أو 0.05



الشكل 3. 10: الرسم البياني للمتغير DRMD



الشكل 3. 11: جدول لشكل الارتباط للمتغير DRMD

ليس هناك اختبار إحصائي لحسابه ولكننا نركز على عمود الاحتمال Prob في الشكل 3.11.

4 - قيمة $p\text{-values} = 0.000$.

5 - $0.05 < 0.000 = \text{Prob}$ لذلك نرفض فرض العدم H_0 ونقبل الفرض البديل H_1 .

6 - السلسلة لها جذر وحدة وليست مستقرة.

2.4.3 الطريقة الرسمية: إجراء اختبار ديكي فولر التكميلي (ADF)

اتباع الخطوات التالية في EViews:

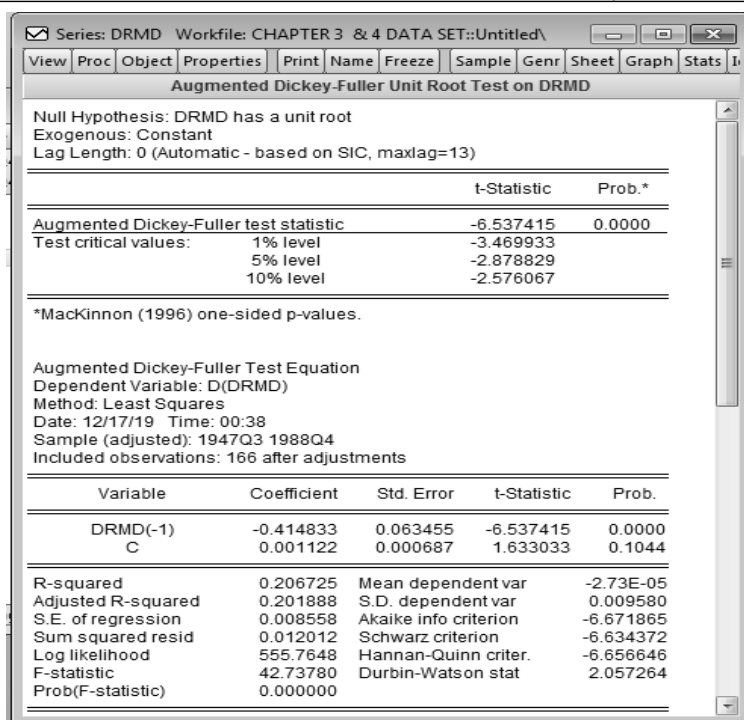
في منطقة ملف العمل انقر نقراً مزدوجاً على المتغير DRMD.

في النافذة التي تحتوي بيانات المتغير DRMD اختر Views - Unit Root Test.

في خيار Test type اختر Augmented Dickey-Fuller.

في خيار Test for unit root اختر Level.

وفي خيار include in test equation اختر Trend and Intercept إذا كان الرسم البياني للسلسلة الزمنية يشير إلى اتجاه معين في السلسلة؛ غير ذلك اختر Intercept فقط ثم انقر OK لعرض المخرجات كما في الشكل 12.3.



الشكل 12.3: اختبار جذر الوحدة للمتغير DRMD

- 1 - H_0 : السلسلة لها جذر وحدة وليست مستقرة.
- 2 - H_1 : السلسلة ليس لها جذر وحدة وهي سلسلة مستقرة.
- 3 - $\alpha = 5\%$ أو 0.05
- 4 - قيمة $p\text{-values} = 0.0000$
- 5 - بما أن $0.05 < \text{Prob} = 0.0000$ يمكننا رفض فرض العدم H_0 وقبول الفرض البديل H_1 .
- 6 - السلسلة ليس لها جذر وحدة وهي مستقرة.

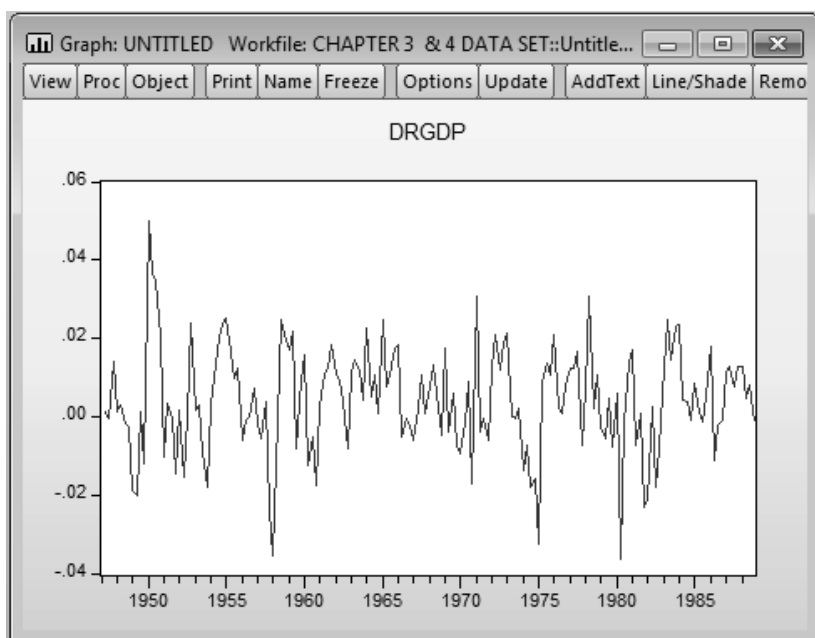
5.3 السلسلة الزمنية الخامسة: الفرق الأول بين المتغير RGDP و DRGDP

1.5.3 الطريقة غير الرسمية: الرسم البياني للسلسلة الزمنية وإنشاء جدول الارتباط

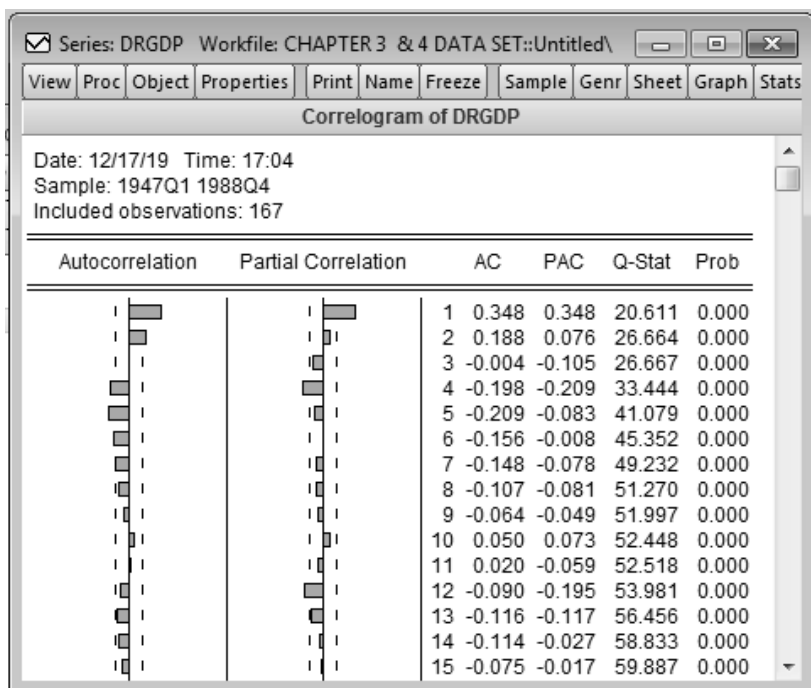
قم باتباع الخطوات التالية في برنامج EViews:

انقر على Quick - Graph واطبع اسم المتغير DRGDP ثم اختر Line & symbol وانقر OK للحصول على مخرجات كما في الشكل 13.3 والذي يعرض أن السلسلة مستقرة؛ لإنشاء جدول الارتباط للمتغير DRGDP انقر على View - Correlogram - Level وانقر OK للحصول على مخرجات كما في الشكل 14.3.

- 1 - H_0 : السلسلة ليس لها جذر وحدة.
- 2 - H_1 : السلسلة لها جذر وحدة.
- 3 - $\alpha = 5\%$ أو 0.05



الشكل 3. 13: الرسم البياني للمتغير DRGDP



الشكل 3. 14: جدول الارتباط للمتغير DRGDP

ليس هناك اختبار احصائي لحسابه ويمكننا النظر إلى عمود الاحتمال Prob.

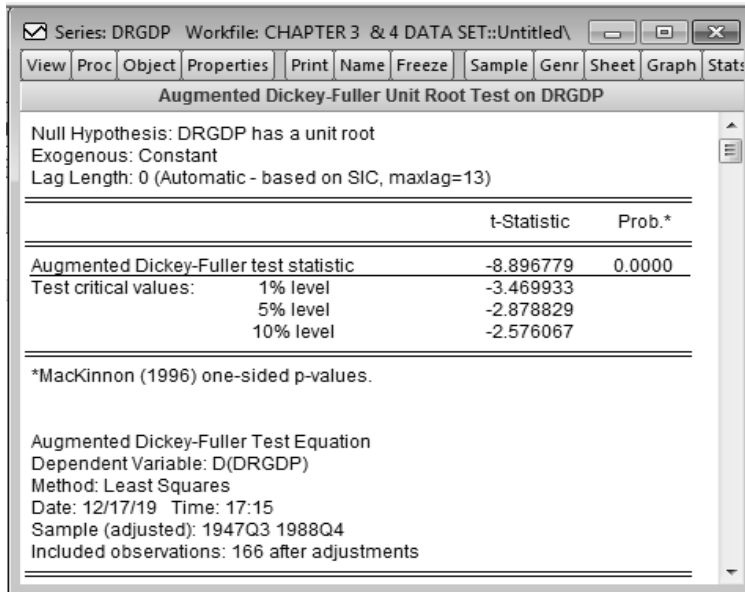
4 - قيمة $p\text{-values} = 0.000$

5 - الاحتمال $0.05 > 0.000 = \text{Prob}$ لذلك نرفض فرض العدم H_0 ونقبل الفرض البديل H_1 .

6 - السلسلة لها جذر وحدة وليست مستقرة.

2.5.3 الطريقة الرسمية: إجراء اختبار ديكي فولر التكميلي (ADF)

قم باتباع الخطوات التالية ببرنامج EViews:
 في منطقة العمل أنقر نقرأ مزدوجاً على المتغير DRGDP.
 من النافذة التي تحتوي على بيانات المتغير DRGDP اختر View - Unit Root test
 في الخيار Test type اختر Augmented Dickey-Fuller
 في الخيار Test for unit root اختر Level
 في الخيار Include in test equation اختر Trend and Intercept إذا كان الرسم
 البيان للسلسلة الزمنية يشير إلى اتجاه، غير ذلك اختر intercept فقط، ثم
 انقر على OK للحصول على مخرجات كما في الشكل 3. 15.



الشكل 3. 15: اختبار جذر الوحدة للمتغير DRGDP

- 1 - H_0 : السلسلة لها جذر وحدة وليست مستقرة.
- 2 - H_1 : السلسلة ليس لها جذر وحدة وهي سلسلة مستقرة.
- 3 - $\alpha = 5\%$ أو 0.05
- إحصائية اختبار ADF تساوي -8.896779
- 4 - قيمة $p\text{-values} = 0.0000$
- 5 - الاحتمال $0.05 < 0.0000 = \text{Prob}$ يمكننا رفض فرض العدم H_0 وقبول الفرض البديل H_1 .
- 6 - السلسلة ليس لها جذر وحدة وهي سلسلة مستقرة.

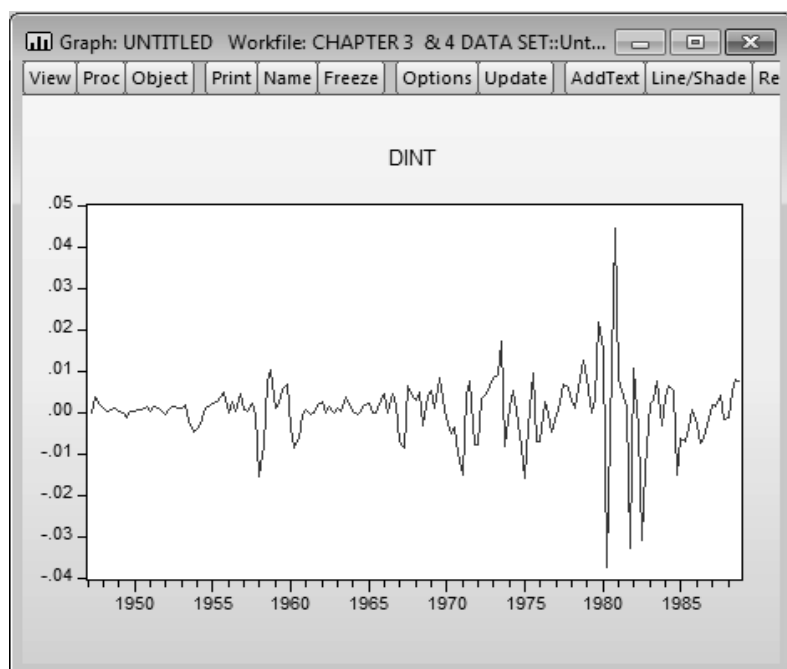
6.3 السلسلة الزمنية السادسة: الفرق الأول للمتغير INT-DINT

1.6.3 الطريقة غير الرسمية: الرسم البياني للسلسلة الزمنية وإنشاء جدول الارتباط

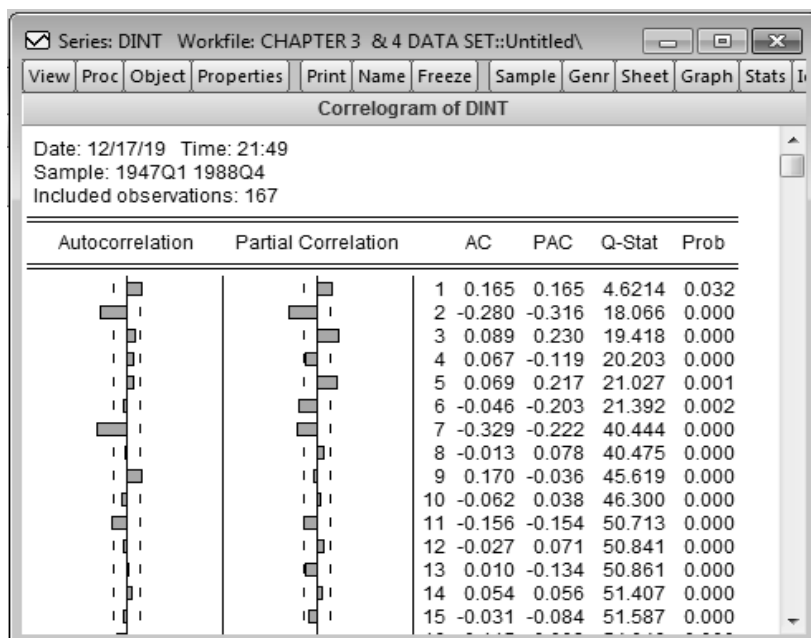
قم باتباع الخطوات التالية ببرنامج EViews:
انقر على Quick - Graph ثم اطبع DINT ثم اختر Line & Symbol وانقر OK سوف تحصل على مخرجات كما في الشكل 16. 3 والذي تبدو فيه السلسلة الزمنية مستقرة، ولإنشاء جدول الارتباط للمتغير DINT انقر على View - Correlogram - Level ثم انقر OK للحصول على مخرجات كما في الشكل 17. 3

جدول الارتباط لسلسلة بيانات المتغير DINT:

- 1 - H_0 : السلسلة ليس لها جذر وحدة.
- 2 - H_1 : السلسلة لها جذر وحدة.
- 3 - $\alpha = 5\%$ أو 0.05



الشكل 3. 16: رسم بياني لسلسلة بيانات DINT



الشكل 3. 17: جدول الارتباط لسلسلة بيانات المتغير DINT

ليس هناك اختبار احصائي لحسابه ولكننا نركز على عمود الاحتمال Prob في الشكل 3.17.

4 - قيم $p\text{-values} = 0.000$

5 - الاحتمال $0.05 > 0.000 = \text{Prob}$ لذلك نرفض فرض العدم H_0 ونقبل الفرض البديل H_1 .

6 - السلسلة لها جذر وحدة وليست مستقرة.

3.6.2 الطريقة الرسمية: إجراء اختبار ديكي فولر (ADF)

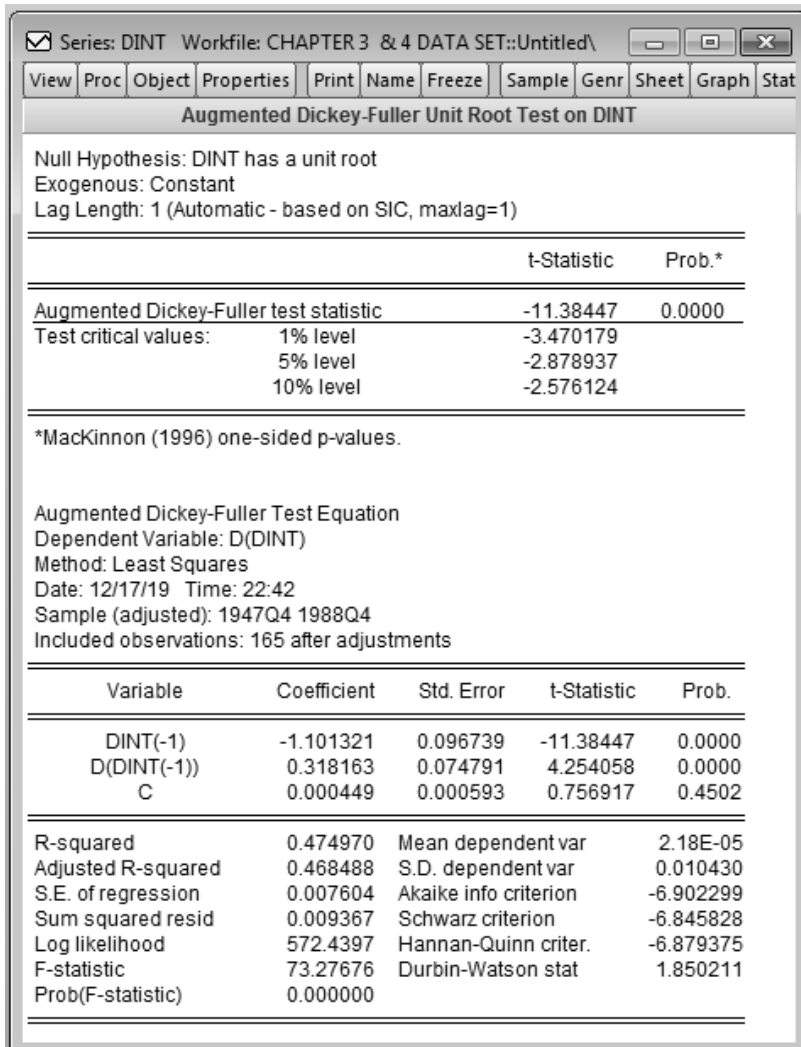
قم باتباع الخطوات التالية ببرنامج EViews:

في نافذة منقطة العمل انقر نقراً مزدوجاً على المتغير DINT

في الخيار Test type اختر Augmented Dickey-Fuller

في الخيار Test for unit root اختر Level

في الخيار Include in test equation اختر Trend and Intercept إذا كان الرسم البياني للسلسلة الزمنية يُشير إلى اتجاه، غير ذلك اختر Intercept فقط، ثم انقر على OK للحصول على المخرجات كما في الشكل 3. 18.



الشكل 3.18: اختبار جذر الوحدة للمتغير DINT

1 - H_0 : السلسلة لها جذر وحدة وليست مستقرة.

2 - H_1 : السلسلة ليس لها جذر وحدة وهي مستقرة.

3 - $\alpha = 5\%$ أو 0.05

إحصائية اختبار ADF تساوي -11.38447

4 - قيم $p\text{-values} = 0.000$

5 - الاحتمال $0.05 > \text{Prob} = 0.000$ يمكننا رفض فرضية العدم H_0 وقبول الفرض البديل H_1 .

6 - السلسلة ليس لها جذر وحدة وهي مستقرة.
الآن كل السلاسل مستقرة.

نمذجة السلاسل الزمنية

بيانات السلاسل الزمنية تحتوي على قراءات لمتغيرات أخذت في فترات زمنية مقسمة بشكل متساوي. كيف يمكن حساب المتوسط لسلسلة ذات طول محدد؟ إن حساب المتوسط للملاحظات المتعاقبة قد لا تبدو معضلة حيث أننا نجمع قيم كل الملاحظات ثم نقسمها على عددها. ولكن إذا كانت السلسلة تتزايد باضطراد خلال الزمن بمعنى أنها تحتوي على اتجاه ونأخذ قراراً استناداً على هذا المتوسط؛ نحن بالتأكد لن نقوم، على سبيل المثال، باستخدام هذه المعلمة للتنبؤ بمستوى السلسلة في المستقبل. كما أننا لن نستخدم المتوسط العام من أجل الاستدلال (كمركز لفترة الثقة على سبيل المثال) في الفترات الزمنية في بداية ونهاية السلاسل الزمنية.

ينبغي اعتبار القيمة الملاحظة لسلسلة ما في وقت معين قيمة عشوائية؛ بحيث إذا أمكن الحصول على مجموعة جديدة من البيانات في ظل ظروف مماثلة، فلن نحصل على القيم العددية المطابقة. فعلى سبيل المثال، عند قياس سُمك الأسلاك المصنعة على فترات زمنية متساوية مع افتراض أن آلة تصنيع الأسلاك تعمل بشكل مستمر؛ فإنه يمكن تفسير هذه القائمة من القياسات على أنها تمثيل (أو عينة) لسُمك السلك الذي يتم تصنيعه. فإذا قمنا بوقف عملية الإنتاج أكثر من مرة لأغراض الصيانة ثم استئناف وإعادة تشغيل عملية الانتاج للحصول على أسلاك جديدة في ظل ظروف مماثلة للآلة؛ فسنكون قادرين على الحصول على تمثيلات جديدة (عينات) من نفس العملية العشوائية، وبالتالي يمكن استخدام هذه العينات لحساب متوسط سماكة السلك بعد دقيقة أو دقيقتين، وهكذا.

مصطلح "stochastic" يعني ببساطة "عشوائي"، وينبغي تفسير مصطلح "process" على أنه "العملية" أو الآلية التي تولد البيانات. المشكلة هي أنه في معظم الحالات، يمكننا الحصول على تمثيل (أو عينة) واحدة فقط؛ فلا يمكننا، على سبيل المثال، إيقاف الاقتصاد والعودة إلى نقطة اعتباطية ومن ثم إعادة العملية الاقتصادية للحصول على عينات أو تمثيلات جديدة، ومع وجود تمثيل واحد لا يمكننا تقدير المتوسط بدقة في كل فترة زمنية t ومن المستحيل تقدير التباين والارتباط الذاتي. لذلك، لتقدير معاملات الوسط والتباين والارتباط الذاتي لعملية عشوائية تعتمد على تمثيل واحد؛ يجب على محلل السلاسل الزمنية فرض بعض القيود على كيفية جمع البيانات.

كما سبق وأن ناقشنا في الفصول السابقة، فإنه بالإمكان استخدام بيانات السلاسل الزمنية في تحليل الانحدار فقط في حالة كون هذه البيانات مستقرة. بناءً على هذا الشرط المهم؛ هناك ثلاثة سناريوهات محتملة لصياغة نماذج السلاسل الزمنية والتي سيتم مناقشتها في هذا الفصل.

1.4 خصائص الاستقرار The property of Stationarity

السلسلة التي تقيس الأثر التراكمي لشيء ما يطلق عليها سلسلة متكاملة (integrated series). تهتم نظرية الاحتمالات في السلاسل الزمنية في معظمها بالسلاسل المتكاملة والتي تكون مستقرة، بصفة عامة، تكون السلسلة الزمنية مستقرة إذا لم يكن هناك تغيير منتظم في الوسط (لا يوجد اتجاه) مع الزمن، وإذا لم يكن هناك تغيير منتظم في التباين، وإذا تمت إزالة الاختلافات خلال الفترة.

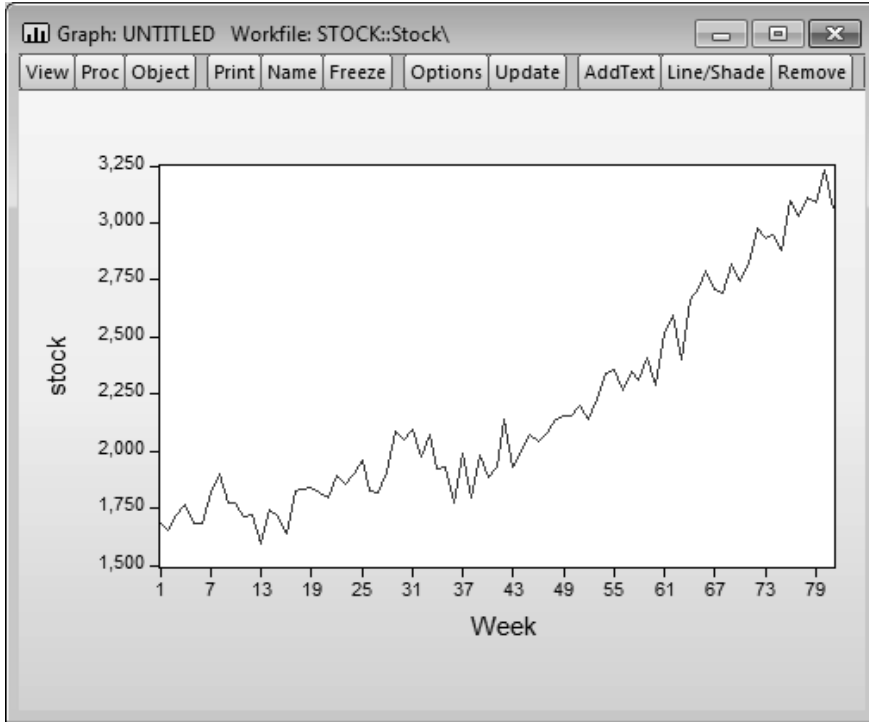
1.1.4 فروق الاتجاه العام Trend Differencing

إن افراض عدم وجود اتجاه عام يعيدنا إلى المشكلة التي سبق الإشارة إليها في بداية هذا الفصل؛ إذا لا يوجد اتجاه في السلسلة، قد نكون مستعدين لافتراض أن الوسط ثابت لكل فترة زمنية وأن القيمة المشاهدة عند كل فترة

زمنية تكون ممثلة للوسط الحسابي. الشرط الثاني أعلاه يشير إلى ثبات التباين. تباين السلسلة يعكس درجة الاختلاف حول الوسط المفترض ثباته وهو بذلك يعطي مقياس لعدم اليقين حول هذا الوسط. فإذا كان التباين غير ثابت خلال الزمن، ولنقل أنه يزداد، فإنه من غير الصحيح أن نعتقد بأننا يمكن أن نعبر عن عدم اليقين حول المستوى المتوقع للوسط مع تباين استناداً على كل البيانات. في الواقع إن معظم السلاسل الزمنية الاقتصادية والتجارية هي غير مستقرة، لذلك فإن تحليل السلاسل الزمنية يستلزم تحويل السلاسل الزمنية الغير مستقرة إلى سلاسل مستقرة وذلك من أجل تطبيق جوانب مختلفة من النظرية الاحصائية.

المرحلة الأولى في تحليل السلاسل الزمنية هي الرسم البياني للبيانات (مشاهدات المتغيرات) خلال الزمن. إن التمثيل البياني للبيانات يعد دائماً جزءاً مهماً في التحليل؛ وذلك لأنه يوضح لنا ما إذا كانت البيانات تنطوي على بعض السمات النوعية مثل الاتجاه العام، أو الاتجاهات الموسمية أو القيم الخارجة. بالنظر إلى الشكل 1.4 والذي يعبر عن مستويات مخزون شركة ما على مدى 81 أسبوعاً متتالياً، نلاحظ وجود ما يدل على وجود اتجاه في البيانات، وأن السلسلة الزمنية غير مستقرة. من أجل الحصول على سلسلة مستقرة ينبغي إزالة هذا الاتجاه.

معظم السلاسل الزمنية الاقتصادية هي غير ساكنة وتتميز بتحركات على طول فترة الاتجاه كما في الشكل 1.4. على الرغم من وجود فهم عام لمصطلح الاتجاه، إلا أنه من الصعب تعريفه بشكل أدق من "أي تغير منتظم في مستوى السلسلة الزمنية". إنَّ الصعوبة في تعريف الاتجاه تنبع من حقيقة مفادها أن ما يبدو وكأنه تغير في المستوى في سلسلة قصيرة من المشاهدات قد يتضح لنا فيما بعد أنه لا يشكل اتجاه عندما تتوفر لدينا سلسلة أطول، بل سيكون جزءاً من حركة دورية.



شكل 1.4 مستويات المخزون عبر الزمن

اقترح كلٌّ من Box and Pierce (1970) أنه بالإمكان إزالة الاتجاه من السلسلة المتكاملة بطريقة الفروق (method of differencing). طريقة الفروق تعتمد على طرح قيم المشاهدات من بعضها البعض بترتيب محدد يعتمد على الزمن. فعلى سبيل المثال، تحويل الفروق من الدرجة الأولى يعرف بأنه الفروق بين قيم كل مشاهدتين متجاورتين؛ أما الفروق من الدرجة الثانية فيتضمن أخذ الفروق للسلسلة مرة أخرى، وهكذا.

لدينا السلسلة (1، 3، 5، 7، 9، 11) تتضمن زيادة ثابتة (اتجاه) بمقدار وحدتين بين كل مشاهدة والتي تليها. إذا أخذنا الفروق من الدرجة الأولى:

$$3 - 1 = 2$$

$$5 - 3 = 2$$

$$7 - 5 = 2$$

$$9 - 7 = 2$$

$$11 - 9 = 2$$

عند أخذ الفروق من الدرجة الأولى لسلسلة ذات اتجاه خطي، فإن الاتجاه سوف يختفي. إذا قمنا بتطبيق الطريقة على سلسلة ذات اتجاه غير خطي: 1، 6، 15، 28، 45، 66، 91؛ فإن الفروق من الدرجة الأولى هي 5، 9، 13، 17، 21، 25. لاحظ أن هذه السلسلة الأخيرة ذات الفروق تتضمن اتجاه خطي بزيادة ثابتة بمقدار 4 وحدات. لذلك بأخذ الفروق للفروق (أي أخذ الفروق من الدرجة الثانية)؛ سنتمكن من الحصول على سلسلة خالية من الاتجاه. الفروق من الدرجة الثانية، في الواقع، تزيل الاتجاه التربيعي، والفروق من الدرجة الثالثة تزيل الاتجاه المكعب. الجدير بالذكر أنه من النادر في السلاسل الزمنية الاقتصادية أن تتضمن فروق أعلى من فروق الدرجة الثانية. كذلك يلاحظ بأنه في كل مرة نقوم بأخذ الفروق لسلسلة ما؛ فإننا نخسر مشاهدة من البيانات. إن الحصول على البيانات المنتظمة كما هو أعلاه ليس ممكناً دائماً وذلك يعود إلى التقلبات العشوائية في البيانات. مع ذلك، وكما ذكر آنفاً، فإن الكثير من السلاسل الزمنية الاقتصادية تحتاج فقط إلى أخذ الفروق من الدرجة الأولى أو الثانية من أجل إزالة مكون الاتجاه (سلاسل بلا اتجاه)، لتكون جاهزة لإجراء أي تحليل إضافي. لاحظ أنه عند إزالة الاتجاه؛ فإن عملية أخذ الفروق بشكل إضافي ستستمر في إنتاج سلسلة من غير اتجاه؛ ولكن في كل مرة سوف نفقد نقطة من البيانات. لذلك، فأن المبالغة في أخذ الفروق سوف يعقد النموذج وينبغي تجنبه.

2.1.4 الفروق الموسمية Seasonal Differencing

الكثير من السلاسل الزمنية الاقتصادية تشير إلى أنماط موسمية تجعل السلاسل الزمنية غير مستقرة. الكثير من السلاسل الشهرية والربع سنوية (الفصلية) تتضمن تأثيرات ذات درجة عالية من الانتظام. الطريقة التي تستخدم لتعديل البيانات في هذه الحالة تسمى الفروق الموسمية، وذلك لتمييزها عن طريقة الفروق المتتابة التي تمت مناقشتها في القسم الأخير.

الفروق الموسمية تتضمن أخذ الفروق ضمن المشاهدات الحالية من الاتجاه ضمن أربع فترات زمنية، فعلى سبيل المثال، إذا كان هناك ما يشير إلى وجود أنماط فصلية (ربع سنوية)؛ نقوم بحساب الفروق بين قيمة الربع الأول لكل سنة متتالية التالية وبالمثل الفروق بين الربع الثاني، والثالث والرابع للسنوات المتعاقبة. الفروق الموسمية من الدرجة الأولى يشير إلى قيامنا بأخذ الفرق الأول لنفس الأرباع في سنوات مختلفة (قيم الفصل الأول تطرح من بعضها وقيم الفصل الثاني تطرح من بعضها وهكذا). هذا التعديل الموسمي الذي وصف للتو يتضمن مدى من أربع فترات زمنية؛ وبالتالي فإن ذلك يعني أن هناك 4 فترات تباطؤ استخدمت في عملية الفروق الموسمية.

3.1.4 تجانس البيانات Homoscedasticity

إن عملية أخذ الفروق تحاول إنتاج الاستقرار عندما يكون هناك اتجاه، أما إذا رأينا أن تباين السلسلة الزمنية يتميز بعدم الثبات؛ فإن هناك عدة طرق أخرى متوفرة لتحويل البيانات. أكثر طريقتين استخداماً في تحويل البيانات هما إما بالحصول على اللوغاريتم لبيانات السلسلة أو الحصول على الجذر التربيعي لها. التحويل اللوغاريتمي على وجه الخصوص يكون فعالاً عندما (1) يكون تباين السلسلة متناسب مع المستوى المتوسط لها أو (2) زيادة المستوى المتوسط أو انخفاضه بنسبة ثابتة.

تحاول عملية الاختلاف إنتاج الثبات عند وجود اتجاه. عندما يُعتقد أن تباين السلسلة الزمنية ليس ثابتاً بمرور الوقت، فهناك العديد من تحويلات البيانات المتاحة. اثنين من التحويلات شائعة الاستخدام هما اللوغاريتمية وتحويل الجذر التربيعي. تكون اللوغاريتمية فعالة بشكل خاص عندما (1) يكون تباين السلسلة متناسباً مع المستوى المتوسط للسلسلة أو (2) يزيد متوسط المستوى في السلسلة أو ينخفض بنسبة مئوية ثابتة. الجدير بالذكر أنه في حالة وجود أرقام سالبة فإن اللوغاريتمات أو الجذور التربيعية ستكون غير حقيقة، كما أن هذه التحويلات ينبغي أن تسبق عملية أخذ الفروق التي قد تكون مطلوبة.

2.4 السلاسل الزمنية في التطبيق

إن استخدام السلاسل الزمنية في الانحدار يعتمد بالدرجة الأولى على ما إذا كانت السلسلة الزمنية مستقرة أم لا. تأسيساً على هذا الشرط الأساسي، يوجد هناك ثلاثة سيناريوهات محتملة في صياغة نماذج السلاسل الزمنية.

1 - كل السلاسل الزمنية الأصلية مستقرة

قبل إجراء الانحدار باستخدام السلاسل الزمنية، كل السلاسل يجب أن تخضع لاختبارات ضرورية للتأكد من أنها مستقرة، يتبع هذه الخطوة إجراء اختبار التكامل (cointegration test) وذلك لمعرفة ما إذا كانت بواقي نموذج الانحدار الأساسي مستقرة أم لا. إذا كانت البواقي مستقرة فإن السلاسل متكاملة وهذا يعني أن وجود علاقة طويلة الأجل بين المتغيرات محل الدراسة. معلمات الانحدار للمتغيرات المستقلة لهذا الانحدار سوف تمثل علاقة طويلة الأجل بين المتغير التابع والمتغيرات المستقلة. نقوم بإجراء اختبار الفروض لكل معلمة من أجل التأكد من أنها ذات معنوية احصائياً بالإضافة إلى اختبار LM لعرض خلو النموذج من مشكلة الارتباط الذاتي.

2 - السلاسل الزمنية الأصلية غير مستقرة

إذا السلاسل الزمنية لنموذج ما غير مستقرة ولكن البواقي لنموذج الانحدار المعطى مستقرة، فإن ذلك يعني وجود علاقة طويلة الأجل بين السلاسل وهي متكاملة. إذا تحقق هذا الشرط فإنه بالإمكان حساب نموذج تصحيح الخطأ (Error Correction Model or ECM) لإيجاد كلاً من العلاقات قصيرة وطويلة الأجل بين السلاسل.

3 - عدم استقرار كلٍّ من السلاسل الزمنية وبواقي الانحدار (باستخدام السلاسل الأصلية)

في هذه الحالة لا يمكن استخدام نموذج تصحيح الخطأ (ECM)، بل نلجأ إلى استخدام نموذج الفجوات الموزعة (Distributed Lag, DL) أو استخدام نموذج الانحدار الذاتي ذو الفجوات الموزعة (Autoregressive Distributed Lag, ADL).

ملاحظات مهمة:

1 - في اختبار التكامل (the cointegration test) نقوم دائماً بإجراء الانحدار باستخدام السلاسل الأصلية بغض النظر عن كون هذه السلاسل مستقرة أم لا.

2 - إذا كانت السلاسل غير مستقرة ولكن اختبار التكامل أشار إلى وجود تكامل بينها، فإن إجراء الانحدار بين السلسلتين سوف لن يقود إلى الحالة التي يمكن فيها خسارة أية معلومات للسلاسل الزمنية.

انظر النموذج أدناه حيث أن RMD الطلب الحقيقي على النقود، و RGDP هو الناتج المحلي الإجمالي الحقيقي، و INT سعر الفائدة:

$$RMD_t = \beta_0 + \beta_1 RGDP_t + \beta_2 INT_t + U_t$$

إجراء الانحدار في EViews
تحت Quick اختر Estimate equation ثم اكتب RMD C PGDP INT ثم
انقر OK للحصول على الشكل 2.4

عند النظر إلى النتائج المعروضة في الشكل 2.4 نلاحظ أن معاملات الانحدار الخاصة بالمتغيرين RGDP و INT هي معنوية إحصائياً، حيث أنه في الحالتين P-values تساوي 0.000 و 0.000 على التوالي. كذلك نلاحظ أن قيمة R-square مرتفعة (92.78%)، بينما قيمة إحصائية (Durbin-Watson (DW منخفضة جداً (0.0862).

مع وجود قيمة إحصائية DW أصغر من قيمة R-square (0.927801 < 0.0862)، فإننا من المحتمل أمام حالة انحدار زائف (spurious regression). من ناحية أخرى، فإنه إذا كانت البواقي لهذا الانحدار هي مستقرة؛ فإن ذلك يؤكد أن السلاسل متكاملة، وذلك يشير إلى علاقة طويلة الأجل بين السلاسل وبالإمكان حساب نموذج تصحيح الخطأ (ECM).

Equation: UNTITLED Workfile: DATA FOR TIME SERIES::Un...				
View	Proc	Object	Print	Name
Freeze	Estimate	Forecast	Stats	Resids
Dependent Variable: RMD				
Method: Least Squares				
Date: 02/13/20 Time: 09:42				
Sample: 1947Q1 1988Q4				
Included observations: 168				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	-0.351895	0.147514	-2.385501	0.0182
RGDP	0.965542	0.031734	30.42629	0.0000
INT	-1.042427	0.205637	-5.069266	0.0000
R-squared	0.927801	Mean dependent var	-4.635467	
Adjusted R-squared	0.926926	S.D. dependent var	0.182267	
S.E. of regression	0.049271	Akaike info criterion	-3.165279	
Sum squared resid	0.400554	Schwarz criterion	-3.109494	
Log likelihood	268.8834	Hannan-Quinn criter.	-3.142639	
F-statistic	1060.176	Durbin-Watson stat	0.086269	
Prob(F-statistic)	0.000000			

شكل 2.4 نموذج انحدار باستخدام المتغيرات **IND** و **RGDP**، **RMD**

الحفظ البواقي في EViews

اذهب إلى Quick Generate series ثم اكتب U = resid في النافذة الإجرائية ثم انقر OK. بالنقر المزدوج على U وبالذهاب إلى View, Graph واختار options من الشكل 7.2 لعرض الرسم البياني للبواقي والتي تظهر أن سلسلة البواقي U مستقرة كما هو موضح في الشكل 3.4.

لإجراء اختبار شكل الارتباط للبواقي:

بالنقر المزدوج على المتغير U للحصول على سلسلة U، ثم انقر على View - Correlogram واختار Correlogram of the Level وانقر OK لعرض الشكل البياني في الشكل 4.4.

1 - H_0 : السلسلة ليس لها جذر وحدة.

2 - H_1 : السلسلة لها جذر وحدة.

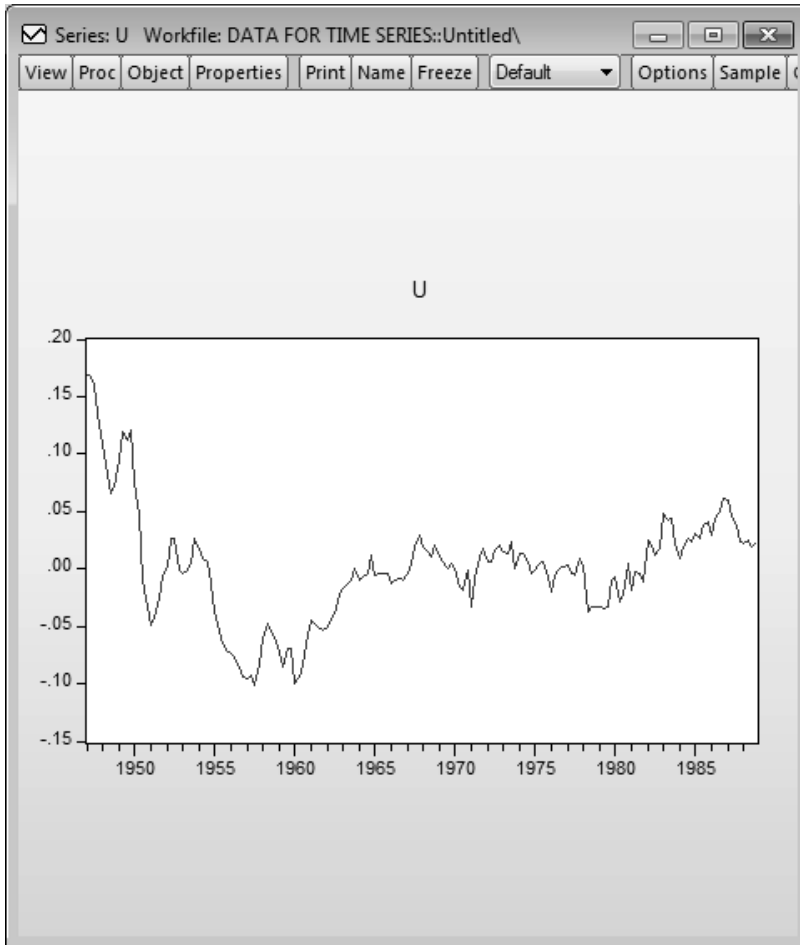
3 - $\alpha = 5\%$ أو 0.05

ليس هناك اختبار احصائي يتم حسابه، سوف نركز على عمود الاحتمال "Prob" في الشكل 4.4

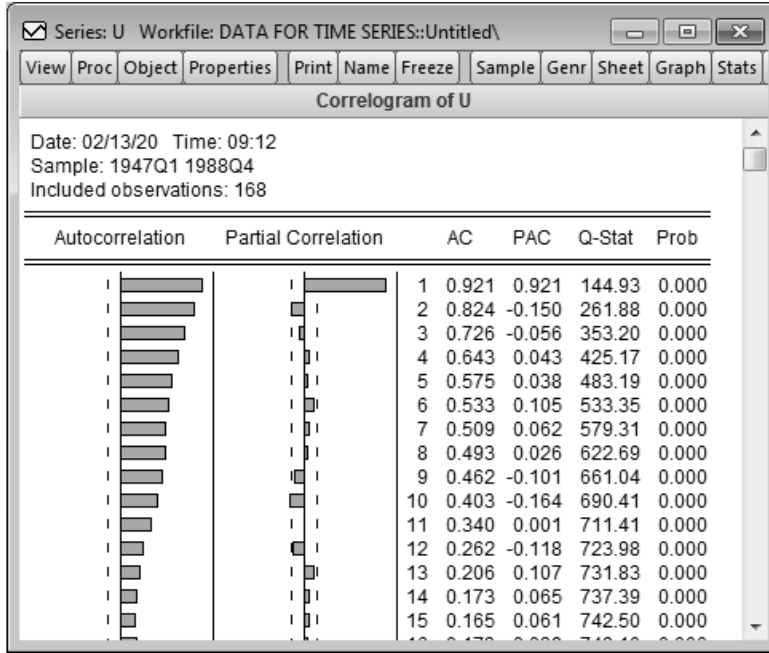
1 - قيمة p-values أصغر من 0.05

2 - بما أن $\text{Prob} = 0.000$ وهي أقل من 0.05 فإننا نرفض الفرضية العدم H_0 ونقبل الفرضية البديلة H_1 .

3 - نستنتج بأن سلسلة U لها جذر وحدة وليست مستقرة.



شكل 3.4 رسم بياني للسلسلة U



شكل 4.4 اختبار شكل الارتباط للبواقي U

الطريقة الرسمية:

إجراء اختبار ديكي فولر التكميلي للبواقي Augmented Dicky-Fuller Test (ADF) for residuals

قم باتباع الخطوات التالية في EViews:
 أنقر نقر مزدوج على U الموجود في ملف العمل.
 من النافذة التي تعرض بيانات U اختر Views – Unit Root test-Standard Unit Root test
 تحت نوع الاختبار Test type اختر Augmented Dickey-Fuller
 وتحت Test for unit root in قم باختيار level
 تحت Include in test equation اختر Trend and intercept إذا كان الرسم البياني للسلسلة يشير إلى أنها ذات اتجاه، أما إذا كان لا يوجد اتجاه فاختر Intercept فقط ثم انقر على OK سوف تحصل على نتائج المخرجات كما هي موضحة في الشكل 5.4.

قبل البدء في إجراء اختبار ADF، نحن نحتاج إلى معرفة هل من الضروري إضافة مكون اتجاه كجزء من التحليل أم لا، فإذا كان الرسم البياني للسلسلة الزمنية يعرض اتجاه فيجب إضافة مكون الاتجاه إلى التحليل، وإذا لم تعرض السلسلة الزمنية مكون اتجاه فلا داعي لإضافة مكون اتجاه ولكن تذكر دائماً أن تقوم بإضافة الحد الثابت.

1 - H_0 : السلسلة لها جذر وحدة وليست مستقرة.

2 - H_1 : السلسلة ليس لها جذر وحدة ومستقرة.

3 - $\alpha = 5\%$ أو 0.05

عند النظر إلى الشكل 5.4 نجد أن إحصائية اختبار ADF تساوي -3.819725

1 - قيمة $p\text{-values} = 0.0033$

2 - بما أن $0.0033 < 0.05$ ، فإننا نرفض الفرضية العدم H_0 ونقبل الفرضية البديلة H_1 .

3 - نستنتج بأن السلسلة ليس لها جذر وحدة ومستقرة.

إن استخدام السلاسل المتكاملة لا يعطينا فكرة حول ما إذا كان هناك توازن equilibrium ما بين السلاسل أم لا. إذا كانت السلاسل متكاملة، فيمكن استخدام نموذج تصحيح الخطأ (ECM) the Error Correction Model وذلك لتحقيق ثلاثة أغراض وهي:

1 - للتأكد من وجود توازن بين السلاسل من عدمه.

2 - لمعرفة سرعة استرجاع وضع التوازن عن طريق معلمة عنصر تصحيح الخطأ. إن عنصر تصحيح الخطأ يجب أن يكون سالباً وذا معنوية إحصائية، وهما الخاصيتان اللازم توافرهما في معلمة تصحيح الخطأ.

3 - للتأكد من وجود علاقة قصيرة الأجل بين السلاسل من خلال استخدام فجوات زمنية للمتغيرات المستقلة في نموذج تصحيح الخطأ.

(U_{t-1}). نأخذ كل عناصر المعادلة باستثناء U_{t-1} من الجانب الأيمن إلى الجانب الأيسر للمعادلة وبالتالي فإن المعادلة ستكتب كالتالي:

$$U_{t-1} = RMD_{t-1} + \beta_0 - \beta_1 RGDP_{t-1} + \beta_2 INT_{t-1}$$

حيث يطلق على U_{t-1} حد تصحيح الخطأ. وكنتيجة لذلك، يمكن إعادة كتابة المعادلة الأخيرة باستخدام ECM بدلاً من U_{t-1} ، أي أن نعرف U_{t-1} بـ ECM.

$$ECM_{t-1} = RMD_{t-1} + \beta_0 - \beta_1 RGDP_{t-1} + \beta_2 INT_{t-1}$$

الآن يمكن كتابة المعادلة الأساسية لنموذج تصحيح الخطأ (ECM) كالآتي:

$$DRMD_t = \beta_0 + \beta_1 DRMD_{t-1} + \beta_2 DRGDP_t + \beta_3 DRGDP_{t-1} + \beta_4 INT_t + \beta_5 INT_{t-1} + \beta_6 ECM_{t-1} + V_t$$

حيث β_3 و β_5 هما مرونة RMD_t في الأجل القصير بالنسبة لكل من RGDP و INT،

أما β_2 و β_4 هما مرونة RMD_t في الأجل الطويل بالنسبة لكل من RGDP و INT،

β_6 هي سرعة استرجاع وضع التوازن لـ RMD_t إلى خطأ الفترة الأخيرة، المتوقع أن تكون β_6 أقل من الصفر ($\beta_6 < 0$).

حد تصحيح الخطأ، أو $[RMD_{t-1} + \beta_0 - \beta_1 RGDP_{t-1} + \beta_2 INT_{t-1}]$ ، هو مقياس لخطأ عدم التوازن في الفترة السابقة.

أخيراً، التأثيرات طويلة الأجل تحدث بمعدل يحدد بقيمة β_6 .

- بناءً على ذلك يمكن استخدام OLS على المعادلة أعلاه بشكل صحيح.
- نظرية التمثيل لـ Granger تنص على أن أي علاقة تكامل بين متغيرين (بينهما اندماج مزدوج) يمكن التعبير عنها بنموذج تصحيح التوازن.
- إحصائية الاختبار للنموذج أعلاه سوف تركز على المعلمة β_6 .

- الفرض الصفري: $H_0: \hat{\beta}_6 = 0$ ، المعلمة المقدرة لحد تصحيح الخطأ تساوي صفر، وبذلك فإن السلسلتين غير متكاملتين والبواقي من انحدار التكامل تصنف على أنها $I(1)$.
- الفرض البديل: $H_0: \hat{\beta}_6 < 0$ والسلسلتين متكاملتين، والبواقي تصنف على أنها $I(0)$.
- تحت الفرض الصفري، فإن إحصائية الاختبار $\frac{\hat{\beta}_6}{SE(\hat{\beta}_6)}$ يتبع التوزيع غير القياسي.
- عندما نرفض الفرض الصفري ونقبل الفرض البديل؛ سنتمكن من الوصول لنتيجة مفادها أن هناك علاقة طويلة الأجل بين السلاسل أو بين المتغيرين.
- إذا لم نتمكن من رفض الفرض الصفري؛ يمكن استنتاج أنه لا يوجد تكامل بين السلسلتين، وبشكل أكثر تحديداً، فإن الاختبار أعلاه يشير إلى أنه من غير الممكن إيجاد نموذج تصحيح الخطأ؛ ولذلك لا يمكن تأسيس علاقة بين المتغيرين في الأجل الطويل.
- إذا استطعنا رفض الفرض الصفري ووجدنا علاقة طويلة الأجل بين السلاسل، فإن هذا التوازن في الأجل الطويل يعبر عنه بالمعادلة:

$$RMD_t = \beta_0 + \beta_1 RGDP_t + \beta_2 INT_t$$

المحلل سيكون أمام ثلاثة احتمالات

- 1 - قد يكون المتغيرات المستقلة $DRGDP_t$ و $DINT_t$ تأثيرات معاصرة فقط، بمعنى أنها تؤثر على $DRMD$ بشكل فوري ولكن هذه التأثيرات لا تستمر في المستقبل، وفي مثالنا السابق، هذا يحدث عندما تكون $\hat{\beta}_6$ مساوية للصفر.
- 2 - يكون للمتغيرات المستقلة تأثيرات معاصرة بالإضافة إلى أنها تنطوي على عنصر أو مركب توازن يستمر في الفترات المستقبلية ويضمحل بمعدل معين. هذه هي الحالة التي تكون فيها لكل المعلمات المقدرة: β_2 ، β_3 ، β_4 ، β_5 و β_6 معنوية إحصائية.

3 - المتغيرات المستقلة لا تحتوي على تأثيرات معاصرة، ولكن بدلاً من ذلك تحتوي على تأثير توازني عندما يكون التأثير السببي على DRMD يحدث في فترات أو نقاط زمنية مستقبلية. في هذا السياق فإن β_3 و β_5 كلاهما يساوي الصفر.

تكمّن قوة نماذج تصحيح الخطأ في أنها تسمح لنا بتقدير واختبار الثلاثة أنواع من التأثيرات المذكورة أعلاه. القدرة على تقدير مثل هذه التأثيرات سوف تشجع على تطوير النظريات التي تجسد هذه الأسئلة. أما بالنسبة للمحللين التطبيقيين فإن ذلك يعني توجيه اهتمام أكبر في معرفة ما إذا كانت نظريتهم الديناميكية تتضمن تأثيرات معاصرة أم توازنية أم كلاهما.

نماذج تصحيح الخطأ (ECMs) تقدم عدداً من المزايا. أولاً، إذا تم توصيف نموذج تصحيح الخطأ بشكل صحيح؛ فإنه من الممكن الافتراض أن حد خطأ أنعدام التوازن هو متغير مستقر، وذلك بوجود عدد كبير بشكل كافٍ من المشاهدات أي أنه فعال بشكل مقارب. إضافةً إلى ذلك، يمكن تقدير نموذج تصحيح الخطأ باستخدام طرق الانحدار التقليدية وبإمكانه أن يعتمد على متغيرات مستقرات ذات جدوى، حتى ولو كنا نتعامل مع عينات كبيرة الحجم. ثانياً، نماذج تصحيح الخطأ تسمح بتحويل النمذجة من العام إلى الخاص.

استخدام EViews في تطبيق نموذج تصحيح الخطأ (ECM)

يمكن كتابة معادلة ECM كما يلي:

$$DRMD_t = \beta_0 + \beta_1 DRMD_{t-1} + \beta_2 DRGDP_t + \beta_3 DRGDP_{t-1} + \beta_4 DINT_t + \beta_5 DINT_{t-1} + \beta_6 ECM_{t-1} + V_t$$

حيث D تمثل الفرق الأول للسلاسل. بدايةً، نحن في حاجة لاستخراج ECM، لذلك يجب القيام بإجراء الانحدار للنموذج الأساسي للحصول على البواقي، أي سنقوم بتقدير النموذج الأساسي التالي:

$$RMD_t = \beta_0 + \beta_1 RGDP_t + \beta_2 INT_t + U_t$$

في برنامج EViews نقوم بما يلي:

لتقدير النموذج الأصلي

اذهب إلى Quick واختر Estimate equation وقم بإجراء الانحدار للمتغيرات كما يلي

RMD C RGDP INT

انقر OK للحصول على الشكل 6.4

لتوليد بيانات ECM

اذهب إلى Quick مرة أخرى واختر Generate Series ثم اكتب:

ECM = RESID

انقر OK. لدينا الآن الحد ECM والذي يمثل U_t ، وهو متغير البواقي لنموذج الانحدار الأساسي.

لإجراء انحدار لنموذج ECM

اذهب إلى Quick واختر Estimate equation ثم قم بتقدير نموذج الانحدار بكتابة المتغيرات كما يلي

DRMD C DRMD(-1) DRGDP DRGDP(-1) DINT DINT(-1) ECM(-1)

النتائج تظهر كما هي موضحة في الشكل 7.4.

Equation: UNTITLED Workfile: DATA FOR TIME SERIES::Un...				
View	Proc	Object	Print	Name
Freeze	Estimate	Forecast	Stats	Resids
Dependent Variable: RMD				
Method: Least Squares				
Date: 02/13/20 Time: 09:42				
Sample: 1947Q1 1988Q4				
Included observations: 168				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	-0.351895	0.147514	-2.385501	0.0182
RGDP	0.965542	0.031734	30.42629	0.0000
INT	-1.042427	0.205637	-5.069266	0.0000
R-squared	0.927801	Mean dependent var	-4.635467	
Adjusted R-squared	0.926926	S.D. dependent var	0.182267	
S.E. of regression	0.049271	Akaike info criterion	-3.165279	
Sum squared resid	0.400554	Schwarz criterion	-3.109494	
Log likelihood	268.8834	Hannan-Quinn criter.	-3.142639	
F-statistic	1060.176	Durbin-Watson stat	0.086269	
Prob(F-statistic)	0.000000			

شكل 6.4 نتائج الانحدار باستخدام RMD، RGDP، INT

Equation: UNTITLED Workfile: DATA FOR TIME SERIES::Un...				
View	Proc	Object	Print	Name
Freeze	Estimate	Forecast	Stats	Resids
Dependent Variable: DRMD Method: Least Squares Date: 02/13/20 Time: 10:16 Sample (adjusted): 1947Q3 1988Q4 Included observations: 166 after adjustments				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	0.001168	0.000620	1.883321	0.0615
DRMD(-1)	0.528092	0.058336	9.052610	0.0000
DRGDP	0.129273	0.049152	2.630079	0.0094
DRGDP(-1)	-0.049828	0.048224	-1.033272	0.3030
DINT	-0.212607	0.076788	-2.768748	0.0063
DINT(-1)	-0.431866	0.077732	-5.555847	0.0000
ECM(-1)	-0.039013	0.012344	-3.160519	0.0019
R-squared	0.527991	Mean dependent var	0.002743	
Adjusted R-squared	0.510180	S.D. dependent var	0.010514	
S.E. of regression	0.007359	Akaike info criterion	-6.944635	
Sum squared resid	0.008610	Schwarz criterion	-6.813406	
Log likelihood	583.4047	Hannan-Quinn criter.	-6.891368	
F-statistic	29.64302	Durbin-Watson stat	2.212199	
Prob(F-statistic)	0.000000			

شكل 7.4 نموذج ECM لدالة DRMD

يمكن كتابة معادلة الانحدار التي تم تقديرها كما يلي:

$$\begin{aligned}
 DRMD_t = & 0.001168 + 0.528092 DRMD_{t-1} + 0.129273 DRGDP_t \\
 & -0.049828 DRGDP_{t-1} - 0.212607 DINT_t \\
 & -0.431866 DINT_{t-1} - 0.039013 ECM_{t-1}
 \end{aligned}$$

الخطوة التالية هي اختبار المعنوية الإحصائية لمعاملات الانحدار $\beta_4, \beta_3, \beta_2$ ، β_5 و β_6 وكما يلي:

اختبار لـ β_2 :

$$H_0: \beta_2 = 0 \quad -1$$

$$H_1: \beta_2 \neq 0 \quad -2$$

$$\alpha = 5\% \text{ or } 0.05 \quad -3$$

4 - حساب احصائية الاختبار (Test statistic)

$$t_{\beta_2} = \frac{\text{Coefficient } \beta_2 - \beta_2 (\beta_2 \text{ in } THEH_0)}{S.E.(\beta_2)} = \frac{0.129273-0}{0.049152} = 2.630079$$

5 - بما أن قيمة الاحتمال (P-value = 0.0094 < 0.05)؛ فإننا نرفض H_0

6 - نستنتج من ذلك أن المعلمة المقدرة ذات معنوية إحصائية، وهذا يعني أن هناك علاقة طويلة الأجل بين الطلب الحقيقي على النقود والدخل الإجمالي.

اختبار لـ β_3 :

$$H_0: \beta_3 = 0 \quad 1 -$$

$$H_1: \beta_3 \neq 0 \quad 2 -$$

$$\alpha = 5\% \text{ or } 0.05 \quad 3 -$$

4 - حساب احصائية الاختبار (Test statistic)

$$t_{\beta_2} = \frac{\text{Coefficient } \beta_3 - \beta_3 (\beta_3 \text{ in } THEH_0)}{S.E.(\beta_3)} = \frac{-0.049828-0}{0.048224} = -1.033272$$

5 - بما أن قيمة الاحتمال (P-value = 0.3030 > 0.05)؛ فإنه لا يمكننا رفض H_0

6 - نستنتج من ذلك أن المعلمة المقدرة ليست معنوية إحصائية، وهذا يعني أنه لا وجود لعلاقة قصيرة الأجل بين الطلب الحقيقي على النقود والدخل الإجمالي.

الدخل الإجمالي (المعبر عنه بالناتج المحلي الحقيقي في هذا السياق) يؤثر على الطلب على النقود في الأجل الطويل ولا يوجد له تأثير في الأجل القصير.

اختبار لـ β_4 :

$$H_0: \beta_4 = 0 \quad 1 -$$

$$H_1: \beta_4 \neq 0 \quad 2 -$$

$$\alpha = 5\% \text{ or } 0.05 \quad 3 -$$

4 - حساب احصائية الاختبار (Test statistic)

$$t_{\beta_4} = \frac{\text{Coefficient } \beta_4 - \beta_4 (\beta_4 \text{ in } THEH_0)}{S.E.(\beta_4)} = \frac{-0.212607 - 0}{0.076788} = -2.768748$$

5 - بما أن قيمة الاحتمال (P-value = 0.0063 < 0.05)؛ فإننا نرفض H_0

6 - نستنتج من ذلك أن المعلمة المقدرة ذات معنوية إحصائية، وهذا يعني أن هناك علاقة طويلة الأجل بين الطلب الحقيقي على النقود ومعدلات الفائدة. الإشارة السالبة للمعلمة تؤكد التحليل النظري لوجود علاقة سالبة ما بين الطلب الحقيقي على النقود ومعدلات الفائدة.

اختبار لـ β_5 :

$$H_0: \beta_5 = 0 \quad H_0: \beta_5 = 0 \quad 1 -$$

$$H_1: \beta_5 \neq 0 \quad H_1: \beta_5 \neq 0 \quad 2 -$$

$$\alpha = 5\% \text{ or } 0.05 \quad \alpha = 5\% \text{ or } 0.05 \quad 3 -$$

4 - حساب احصائية الاختبار (Test statistic)

$$t_{\beta_5} = \frac{\text{Coefficient } \beta_5 - \beta_5 (\beta_5 \text{ in } THEH_0)}{S.E.(\beta_5)} = \frac{-0.431866 - 0}{0.077732} = -5.555847$$

5 - بما أن قيمة الاحتمال (P-value = 0.0000 < 0.05)؛ فإننا نرفض H_0

6 - نستنتج من ذلك أن المعلمة المقدرة ذات معنوية إحصائية، وهذا يعني أن هناك علاقة في الأجل القصير بين الطلب الحقيقي على النقود ومعدلات الفائدة. الإشارة السالبة للمعلمة تؤكد التحليل النظري لوجود علاقة سالبة ما بين الطلب الحقيقي على النقود ومعدلات الفائدة. معدلات الفائدة بإمكانها التأثير على الطلب الحقيقي للنقود في الأجل القصير والأجل الطويل على حدٍ سواء.

اختبار لـ β_6 :

$$H_0: \beta_6 = 0 \quad 1 -$$

$$H_1: \beta_6 \neq 0 \quad 2 -$$

$$\alpha = 5\% \text{ or } 0.05 - 3$$

4 - حساب احصائية الاختبار (Test statistic)

$$t_{\beta_2} = \frac{\text{Coefficient } \beta_6 - \beta_6 (\beta_6 \text{ in } THEH_0)}{S.E.(\beta_6)} = \frac{-0.039013 - 0}{0.012344} = -3.160519$$

5 - بما أن قيمة الاحتمال (P-value = 0.0019 < 0.05)؛ فإننا نرفض H_0

6 - نستنتج من ذلك أن المعلمة المقدرة ذات معنوية إحصائية، وهذا يعني أن هناك توازن (علاقة توازنية) في الأجل الطويل ما بين الطلب الحقيقي على النقود وكل من الـ GDP الحقيقي، ومعدلات الفائدة. الإشارة السالبة (—) للمعلمة تؤكد نظرياً وجود هذا التوازن. قيمة المعلمة (-0.039013) تمثل سرعة استرجاع وضع التوازن (أو سرعة التعديل من حالة عدم التوازن إلى حالة التوازن).

بما أن معلمة ECM وجدت لتكون معنوية احصائياً، فإن النماذج أدناه للعلاقة في الأجل الطويل وللتوازن ما بين السلاسل ستكون متطابقة.

$$DRMD_t = \beta_0 + \beta_1 DRMD_{t-1} + \beta_2 DRGDP_t + \beta_3 DRGDP_{t-1} + \beta_4 DINT_t + \beta_5 DINT_{t-1} + \beta_6 ECM_{t-1} + V_t$$

أو

$$RMD_t = \beta_0 + \beta_1 RGDP_t + \beta_2 INT_t$$

اختبارات البواقي Residual Tests

اختبار LM للارتباط التسلسلي (The Serial Correlation LM Test)

في هذا الاختبار لا يمكن استخدام اختبار Durbin-Watson وذلك لأن هذا الاختبار لا يصح عند أخذ الفروق كمتغيرات مستقلة. وبذلك يستخدم اختبار Breusch-Godfrey serial correlation LM كبديل.

1 - الفرض الصفري H_0 : لا توجد مشكلة الارتباط التسلسلي

2 - الفرض البديل H_1 : توجد مشكلة الارتباط التسلسلي

$$\alpha = 5\% \text{ or } 0.05 - 3$$

$$P - \text{value} = 0.1132 \text{ مع } 4.357008 = T * R^2 - 4$$

عند إجراء اختبار الارتباط التسلسلي في EViews (الشكل 8.4)، نجد أنه لا يمكن رفض الفرض الصفري حيث أن 0.1239 و 0.1132 < 0. وبذلك نستنتج أنه لا توجد معنوية إحصائية لوجود ارتباط تسلسلي وهذا دليل على أن البواقي لا تنطوي على مشكلة الارتباط التسلسلي.

Equation: UNTITLED Workfile: DATA FOR TIME SERIES::Untitled...

ViewProcObjectPrintNameFreezeEstimateForecastStatsResids

Breusch-Godfrey Serial Correlation LM Test:

F-statistic	2.115929	Prob. F(2,157)	0.1239
Obs*R-squared	4.357008	Prob. Chi-Square(2)	0.1132

Test Equation:
Dependent Variable: RESID
Method: Least Squares
Date: 02/13/20 Time: 10:23
Sample: 1947Q3 1988Q4
Included observations: 166
Presample missing value lagged residuals set to zero.

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	-0.000229	0.000636	-0.359963	0.7194
DRMD(-1)	0.134238	0.102478	1.309911	0.1921
DRGDP	-0.018150	0.049675	-0.365370	0.7153
DRGDP(-1)	-0.016802	0.048733	-0.344769	0.7307
DINT	-0.011992	0.076876	-0.155987	0.8762
DINT(-1)	0.032272	0.079268	0.407118	0.6845
ECM(-1)	0.006657	0.013449	0.494973	0.6213
RESID(-1)	-0.248475	0.137943	-1.801283	0.0736
RESID(-2)	-0.008114	0.098171	-0.082655	0.9342
R-squared	0.026247	Mean dependent var	-8.83E-19	
Adjusted R-squared	-0.023371	S.D. dependent var	0.007224	
S.E. of regression	0.007308	Akaike info criterion	-6.947136	
Sum squared resid	0.008384	Schwarz criterion	-6.778414	
Log likelihood	585.6123	Hannan-Quinn criter.	-6.878651	
F-statistic	0.528982	Durbin-Watson stat	2.013567	
Prob(F-statistic)	0.833412			

شكل 8.4 اختبار Breusch-Godfrey serial correlation LM

مزید من خصائص السلاسل الزمنية

كجزء من دراسة السلاسل الزمنية من المهم التفرقة بين مصطلح عشوائي stochastic ومصطلح محدد deterministic عند الأخذ في الاعتبار السلاسل الزمنية، فإذا قمت برمي الرمح على مركز لوحة الهدف عدة مرات فإنه من المحتمل أن تُصيب المركز مرات محدودة، حيث أن بعض رميات الرمح سوف تقع بعيداً عن الهدف وتتجه عشوائياً إلى نقاط أخرى، فالعملية العشوائية تتضمن مثل هذه الأخطاء العشوائية.

فعلى سبيل المثال إذا كنت تريد التنبؤ بالتضخم (Y_t) في ضوء معدلات الفائدة والبطالة ... الخ، بالرغم من أن المتغيرات التفسيرية سوف يتم اختيارها بمنطق وبعقلانية إلا أنه من المستحيل توقع رقم التضخم بالضبط، هناك هامش يكون فيه تغيرات عشوائية ظهرت في البيانات وهذه التغيرات انتقلت للتضخم ولا يمكن شرحها بغض النظر عن عدد المتغيرات التفسيرية التي تم أخذها في الاعتبار، ومن ناحية أخرى فإن مصطلح محدد يتم استخدامه للإشارة بأن العملية خالية من الخطأ، فعلى سبيل المثال قانون أوم ينص على أنه في الدائرة الكهربائية قيمة C الحالية تتناسب تناسباً عكسياً مع الفولتية V أي بعبارة أخرى $C = \frac{1}{k} V$ حيث أن $\frac{1}{k}$ هي ثابت التناسب، وفي قوانين الفيزياء الأخرى مثل قانون نيوتن فإنها تعتبر محددة، وبالطبع إذا كانت $\frac{1}{k}$ لا تحتوي على أخطاء قياس فإن العلاقة المحددة تصبح عشوائية.

1.5 الاتجاهات المحددة والعشوائية

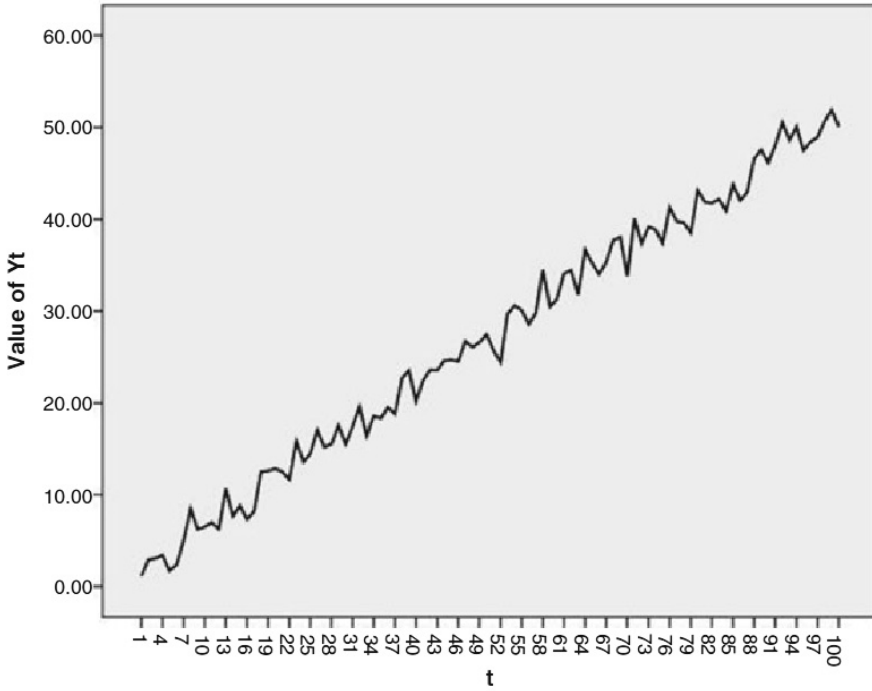
بالأخذ في الاعتبار نموذج السلسلة الزمنية التالي:

$$Y_t = \beta_1 + \beta_2 t + \beta_3 Y_{t-1} + e_t$$

حيث أن e_t تمثل حد خطأ الضجة البيضاء white noise error term مع ثابت التباين σ^2 والزمن t يتم قياسه وفقاً للزمن، وهكذا فإن النموذج السابق سوف تكون له الاحتمالات التالية:

أولاً: $\beta_1 \neq 0, \beta_2 \neq 0, \beta_3 = 0$ وهذا يعني أن

$$Y_t = \beta_1 + \beta_2 t + e_t \quad (5.1)$$



الشكل 5.1: سلسلة زمنية مع اتجاه محدد

وهذا يُسمى نموذج الاتجاه المحدد deterministic trend model وهذا النموذج يفترض بأن الاتجاه دالة تنبؤية (بدون أخطاء) للزمن Y_t وهذا الاتجاه قد يكون تصاعدياً أو تنازلياً على حسب إشارة β_2 ، والاتجاه المحدد يمكن أن يكون دالة لكل من t^2 أو t^3 أو أي دالة زمنية أخرى.

الشكل 1.5 يعرض رسم بياني للمعادلة $Y_t = 2 + 0.5 t + e_t$ علماً بأن $100 \geq t \geq 1$ حيث أن e_t تتوزع توزيع طبيعي مع متوسط يساوي صفر وتباين

يساوي 1.5، قيم البيانات تعرض تذبذب نحو الزيادة أو النقصان، لهذا السبب فإن السلسلة الزمنية Y_t مع اتجاه محدد توصف بأنها عملية مستقرة الاتجاه (TS) trend stationary process.

لاحظ بأن الزيادة الثابتة في المتوسط خلال الزمن في الشكل 5.1 تجعل السلسلة غير مستقرة (تذكر بأنه لكي تكون السلسلة الزمنية مستقرة فيجب أن تتوافر فيها ثلاثة شروط هي: متوسط ثابت، وتباين ثابت، وتباين مشترك ثابت)، استبدال t بـ $t-1$ في المعادلة (5.1) يكشف أن

$$Y_t - Y_{t-1} = \Delta Y_t = \beta_2 + e_t - e_{t-1} = \beta_2 + \Delta e_t$$

المعادلة السابقة لها "خصائص غير مرغوبة للغاية" (أنظر Brooks 2004 ص 372)، وبالتالي يتم التأكيد على عدم استخدام الفرق لإزالة الاتجاه المحدد، والطريقة الصحيحة لإزالة أي اتجاه محدد هي حساب انحدار Y_t مع t والبواقي التي يتم الحصول عليها لن يكون لها اتجاه خطي محدد، عدم الرغبة في المعادلة السابقة سوف يتم شرحها لاحقاً في هذا الفصل.

كما يجب أيضاً ملاحظة ذلك أن الاتجاه المحدد يفرض علينا أنه كلما كانت t تتجه اتجاهها لا نهائي وكذلك الحال للمتغير Y_t فهذه الخاصية غير مرغوب في وجودها في السلاسل الزمنية الاقتصادية، كما تجب الإشارة إلى أن Brooks (مرجع سابق، ص 375) يرى بأن الاتجاهات العشوائية (أنظر أدناه) تُطبق على السلاسل الزمنية الحقيقية الاقتصادية والمالية أكثر من الاتجاهات المحددة.

ثانياً: $\beta_1 \neq 0, \beta_2 = 0, \beta_3 = 1$

$$Y_t = \beta_1 + Y_{t-1} + e_t \quad (5.2)$$

هذا يقوم بإنشاء النموذج الذي يُسمى نموذج السير العشوائي مع انسياب، حيث تُسمى β_1 حد الانسياب، وبالتالي فإن المعادلة السابقة يمكن كتابتها على الشكل التالي:

$$\Delta Y_t = \beta_1 + e_t \quad (5.3)$$

السير العشوائي مع نموذج الانسياب في المعادلة (5.2) غير مستقر (المعامل Y_{t-1} يفترض أن يكون أقل من 1 حتى يكون مستقر) ولكن السلسلة الزمنية أصبحت مستقرة من خلال الفروق الأول كما في المعادلة (5.3)، المعادلة (5.3) تستنتج بأن Y_t سوف تكون موجبة الاتجاه ($\beta_1 > 0$) أو سالبة الاتجاه ($\beta_1 < 0$)، قد ينساب Y_t تصاعدياً وقد ينساب تنازلياً على حسب إشارة β_1 إذا كانت موجبة أو سالبة، مثل هذا الاتجاه يكون يُطلق عليه اسم الاتجاه العشوائي، وعلى خلاف الرسم البياني في الشكل 5.1 فإن السلسلة الزمنية التي يكون لها اتجاهات عشوائية تعرض تباينات أو قدرات أكبر ثم تتلاشى هذه الاتجاه تدريجياً، والطريقة المثلى لإزالة الاتجاهات العشوائية تتم من خلال إيجاد الفرق، فعند إزالة الاتجاه العشوائي فإن السلسلة الزمنية تُسمى عملية فرق الاستقرار (DSP) difference stationary process.

إذا كانت $\beta_1 = 0$ في المعادلة (5.2) فإن السلسلة يُسمى سير عشوائي بدون انسياب، وفي هذه الحالة فإن $Y_t = e_t$ لاحظ بأن كلا نماذج السير العشوائي (بانسياب وبدون انسياب) هي عملية $AR(1)$ ، نموذج السير العشوائي بدون انسياب هو عملية عشوائية غير مستقرة ولكن الفرق الأول يجعل السلسلة مستقرة كما كان الوضع مع النموذج المعادل مع انسياب، نموذج السير العشوائي بدون انسياب هو نفسه نموذج DSP بعد إجراء الفرق، وفي الغالب يُقال بأن أسعار الأصول مثل أسعار الأسهم أو معدلات سعر الصرف تتبع نماذج السير العشوائي (Gujarati and Porter 2009).

ثالثاً: $\beta_1 \neq 0, \beta_2 \neq 0, \beta_3 = 1$

وهذا يؤدي بنا إلى النموذج التالي

$$Y_t = \beta_1 + \beta_2 t + Y_{t-1} + e_t$$

وهذا نموذج سير عشوائي مع انسياب واتجاه محدد، وبحساب الفرق الأول

فإن

$$\Delta Y_t = \beta_1 + \beta_2 t + e_t$$

وهذا يبين بأن الفرق الأول يُبقي على اتجاه محدد، وبالتالي فإن الفرق الأول غير مستقر كما سبق شرحه آنفاً، وهذا يعني أيضاً بأن Y_t هي سلسلة زمنية غير مستقرة، وهذه السلسلة ليست DSP بعد احتساب الفرق.

رابعاً: $\beta_1 \neq 0, \beta_2 \neq 0, \beta_3 < 1$

وهذا يؤدي إلى إنشاء النموذج التالي $Y_t = \beta_1 + \beta_2 t + \beta_3 Y_{t-1} + e_t$ وهذا هو الاتجاه المحدد مع مكّون الاستقرار $AR(1)$ (هذا بسبب حقيقة أن $\beta_3 < 1$)، وبالتالي فإن هذا النموذج هو فرق الاستقرار حول اتجاه محدد.

2.5 معامل فترة التباطؤ والمعكوس

قبل قراءة هذا الجزء ننصحك بالعمل على النظرية الثنائية في الملحق رقم 5.1 في نهاية هذا الفصل.

المعامل L يُعرف بأنه $LY_t = Y_{t-1}$ وبشكل عام يُعرف بأنه $L^i Y_t = Y_{t-i}$

● فترة التباطؤ هي ثابت هي عبارة عن ثابت مثل $Lc = c$

● قانون التوزيع لحالات معاملات فترات التباطؤ هو $(L^i + L^j)Y_t = L^i Y_t + L^j Y_t$

$$Y_t = Y_{t-1} + Y_{t-j}$$

● القانون الترابطي لمعاملات فترات التباطؤ ينص على أن $L^i L^j Y_t = L^i (L^j Y_t) = L^{i+j} Y_t$

$$Y_{t-j} = Y_{t-i-j}$$

● $L^0 Y_t$ تُعرف بأنها تساوي Y_t

معاملات فترات التباطؤ تعتبر طريقة لكتابة الصيغة العامة لنموذج ARIMA، ونماذج ARIMA تم مناقشتها بتفاصيل أكثر في الفصل 7، بالأخذ في الاعتبار الجزء التالي من معادلة انحدار

$$Y_t = \mu + \phi_1 Y_{t-1} + \dots + \phi_p Y_{t-p} + e_t$$

وهذا يعني أن

$$(1 - \phi_1 L - \phi_2 L^2 - \dots - \phi_p L^p) Y_t = \mu + e_t$$

أو بصورة أكثر تعقيداً

$$A(L)Y_t = \mu + e_t$$

حيث أن

$$A(L) = 1 - \varphi_1 L - \varphi_2 L^2 - \dots - \varphi_p L^p$$

وتُسمى $A(L)$ متعددة الحدود في معامل التباطؤ أو الترتيب p كما هي تربيع متعددة الحدود في متغير معين من الدرجة الثانية، وتتم كتابة نموذج $ARMA(p,q)$ كما يلي:

$$Y_t = \mu + \varphi_1 + Y_{t-1} + \dots + \varphi_p Y_{t-p} + e_t + \theta_1 e_{t-1} + \dots + \theta_q e_{t-q}$$

حيث قمنا بكتابة علامة الزائد (+) قبل المعامل ثيتا (θ) بدلاً من العلامة التقليدية ناقص (وهذا لا يؤدي إلى أي اختلاف) ثم نقوم بكتابة المعادلة التالية:

$$Y_t - \varphi_1 Y_{t-1} + \dots - \varphi_p Y_{t-p} = \mu + e_t + \theta_1 e_{t-1} + \dots + \theta_q e_{t-q}$$

$$(1 - \varphi_1 L - \varphi_2 L^2 - \dots - \varphi_p L^p) Y_t = \mu + (1 + \theta_1 L + \theta_2 L^2 \dots + \theta_q L^q) e_t$$

$$A(L)Y_t = \mu + B(L)e_t$$

حيث أن $A(L) = 1 - \varphi_1 L - \varphi_2 L^2 - \dots - \varphi_p L^p$ هي حدود رتب p حيث

أن $B(L) = 1 + \theta_1 L + \theta_2 L^2 \dots + \theta_q L^q$ هي حد رتب q ، ولتبسيط سوف يتم تجاهل حد التقاطع μ ، وباستخدام معامل فترة التباطؤ يمكننا الآن أن نبرهن بأن على واحدة من أهم خصائص فئة نماذج صندوق جنكينز - Box-Jenkins وهي:

(أ) النماذج أعلاه تؤكد بأن أي عملية $ARMA(p,q)$ قد يتم التعبير عنها كعملية MA

$$Y_t = A^{-1}(L)B(L)e_t$$

(ب) البرهان أعلاه يعني أن أي عملية $ARM(p,q)$ قد تتم كتابتها كعملية AR صافية

$$e_t = B^{-1}(L)A(L)Y_t$$

الشرط (ب) يُسمى شرط المعكوس.

سوف نقوم بتوضيح الشرط (أ) من خلال الأخذ في الاعتبار عملية $AR(1)$ مع التقاطع:

$$Y_t = \beta_1 + \beta_2 Y_{t-1} + e_t$$

باستخدام الصيغة السابقة فإنه يمكن إعادة كتابة المعادلة لتكون

$$Y_t - \beta_2 Y_{t-1} = (1 - \beta_2 L) Y_t = \beta_1 + e_t$$

وكذلك

$$Y_t = (1 - \beta_2 L)^{-1} (\beta_1 + e_t)$$

وباستخدام النظرية الثنائية في الملحق 5.1 لشرح $(1 - \beta_2 L)^{-1}$:

$$Y_t = \left(1 + (-1)(-\beta_2 L) + \frac{(-1)(-2)}{2!} (-\beta_2 L)^2 + \frac{(-1)(-2)(-3)}{3!} (-\beta_2 L)^3 + \dots \right) \times (\beta_1 + e_t) Y_t$$

$$= (1 + \beta_2 L + \beta_2^2 L^2 + \beta_2^3 L^3 + \dots) \beta_1 + (1 + \beta_2 L + \beta_2^2 L^2 + \beta_2^3 L^3 + \dots) e_t$$

يمكننا إهمال معامل فترة التباطؤ L من الجانب الأيسر ما بين الأقواس لأن أي فترة تباطؤ هي عبارة عن ثابت β_1 وبالتالي فإنه فيما يخص العملية $AR(1)$ يمكننا اشتقاق ما يلي:

$$Y_t = (1 + \beta_2 + \beta_2^2 + \beta_2^3 + \dots) \beta_1 + (e_t + \beta_2 e_{t-1} + \beta_2^2 e_{t-2} + \beta_2^3 e_{t-3} + \dots) \quad (5.4)$$

المعادلة (5.4) توضح بأن عملية $AR(1)$ يمكن تمثيلها بعملية MA صافية للرتب اللانهائية كما سبق وأن تم ذلك في الصفحة السابقة.

الصيغة الموجودة بين الأقواس في الجانب الأيسر من المعادلة (5.4) هي سلسلة هندسية لا نهائية مع نسبة مشتركة تساوي β_2 ، وإذا افترضنا بأن $|\beta_2| < 1$ فإن مجموع السلسلة الهندسية اللانهائية يلتقي مع $\frac{1}{1-\beta_2}$

(يُسمى ذلك مجموع سلسلة هندسية لا نهائية مع شرط أول يساوي a ومعدل مشترك كسري يساوي r وهو مُعطى بالصيغة التالية $(\frac{a}{1-r})$ ، وبالتالي فمن المعادلة (5.4) فإن القيمة المتوقعة (أو المتوسط) لـ Y_t تساوي $E(Y_t) = \frac{\beta_1}{1-\beta_2}$ وبما أن الطرف الأيمن الموجود بين الأقواس لهذه المعادلة فإن $E(e_t) = E(e_{t-1}) = E(e_{t-2}) = \dots = 0$ لأن أخطاء الضجة البيضاء white noise لها متوسط يساوي صفر.

وبما أن $\sigma^2 = \text{var}(e_t) = \text{var}(e_{t-1}) = \text{var}(e_{t-2}) = \text{var}(e_{t-3})$ أي بعبارة أخرى فإن حدود الخطأ تعرض تباين ثابت (أي أنها ذات تباين متجانس homoscedastic)، فإنه من المعادلة (5.4) يمكننا اشتقاق ما يلي:

$$\text{var}(Y_t) = \sigma^2(1 + \beta_2^2 + \beta_2^4 + \beta_2^6 + \dots)$$

(نحتاج إلى جعل $\text{var}A=0$ وذلك لأن $\text{var}(AX) = A^2\text{var}(X)$ إذا كان A ثابت، وهناك أيضاً تغاير يساوي صفر ما بين الأخطاء لأنها غير مترابطة)، التعبير الموجود بين الأقواس في الجانب الأيمن للمعادلة (5.5) هو سلسلة هندسية لا نهائية مع معدل مشترك يساوي β_2^2 وهذا يؤدي إلى أن $|\beta_2| < 1$ ومجموع هذه السلسلة الهندسية يساوي $\frac{1}{1-\beta_2^2}$ حيث أن $\text{var}(Y_t) = \frac{\sigma^2}{1-\beta_2^2}$

وبالتالي فإن عملية $AR(1)$ لها متوسط حسابي ثابت وتباين ثابت وكلاهما مستقلين عن الزمن إذا كانت فقط إذا كانت $|\beta_2| < 1$ وتغاير المتغير Y_t قد يكون ثابتاً لكل الفترات الزمنية t إذا كانت $|\beta_2| < 1$ ، وبالتالي فإن الشرط $|\beta_2| < 1$ هو شرط مطلوب لأي عملية $AR(1)$ حتى تكون مستقرة (المتوسط والتباين والتغاير ثابتة)، كما نلاحظ من المعادلة (5.4) أن عملية $AR(1)$ يمكن كتابتها كعملية متوسط متحرك لا نهائية $MA(\infty)$.

لنعود الآن إلى خاصية المعكوس وهو الشرط الثاني، هذا الشرط يفرض أن عملية $MA(1)$ - على سبيل المثال - يمكن تمثيلها من خلال عملية AR

محضة للترتيب اللانهائي.

بالأخذ في الاعتبار أن عملية $MA(1)$ هي $Y_t = e_t - \gamma e_{t-1}$ وبالتالي فإن $Y_t = (1 - \gamma L)e_t$ أو $(1 - \gamma L)^{-1}Y_t = e_t$ وباستخدام النظرية الثنائية على $(1 - \gamma L)^{-1}$ فإن:

$$(1 + \gamma L + \gamma^2 L^2 + \gamma^3 L^3 + \dots)Y_t = e_t$$

$$Y_t + \gamma Y_{t-1} + \gamma^2 Y_{t-2} + \gamma^3 Y_{t-3} + \dots = e_t$$

وهذا يعني أن عملية $MA(1)$ يمكن اعتبارها كعملية AR لا نهائية، وهذا يتطلب أن $|\gamma| < 1$ وهو شرط لعملية AR السابقة (أو عملية $MA(1)$) حتى تكون السلسلة مستقرة، وهذا الشرط يوضح بأن تمثيل AR لعملية $MA(1)$ لها مُعَامِلَات تتجه إلى الانخفاض خلال الفترة الزمنية كخاصية مرغوبة، وفي هذه الحالة فإننا نقول بأن السلسلة الزمنية $MA(1)$ هي سلسلة معكوسة، إذا كانت $|\gamma| \geq 1$ لهذا يعني أن السلسلة الزمنية ليست معكوسة، وسبب طلب أن تكون عملية MA معكوسة هو أن دالة الارتباط الذاتي ACF ودالة الارتباط الذاتي الجزئي $PACF$ تتطلب أن السلسلة الزمنية تكون مقدرة تقديراً جيداً من خلال نموذج انحدار ذاتي حتى يمكننا حساب الارتباط الذاتي، $SPSS$ يعطي رسالة تحذيرية إذا كانت عملية MA غير معكوسة.

5.3 المعادلة المميزة والاستقرار The Characteristics Equation and Stationarity

قبل قراءة هذا الجزء ننصحك بقراءة المادة الخاصة بالمعادلة التربيعية في الملحق 5.2 في نهاية هذا الفصل.

رأينا أن عملية $AR(1)$ تساوي $Y_t = \beta_1 + \beta_2 Y_{t-1} + e_t$ وقد تتم كتابتها كما يلي $A(L)Y_t = \beta_1 + e_t$ حيث أن $A(L)$ يساوي متعدد الحدود من الدرجة الأولى في معامل فترة التباطؤ، $A(L) = (1 - \beta_2 L)$ وبالأخذ في الاعتبار عملية $AR(2)$ فإن

$$Y_t = \beta_1 + \beta_2 Y_{t-1} + \beta_3 Y_{t-2} + e_t$$

$$Y_t - \beta_2 Y_{t-1} - \beta_3 Y_{t-2} = \beta_1 + e_t$$

$$(1 - \beta_2 L - \beta_3 L^2) Y_t = \beta_1 + e_t$$

أو

$$A(L) Y_t = \beta_1 + e_t$$

حيث أن $A(L) = 1 - \beta_2 L - \beta_3 L^2$ هي متعددة حدود من الدرجة الثانية (تكعيبي) مع معامل فترة تباطؤ، في كل هذه الأحوال فإن $A(L)$ متعددة حدود تسبق Y_t تُسمى معادلة مميزة characteristic equation فإذا فرضنا بأنه لدينا عملية $AR(p)$ فإن المعادلة المميزة المتعلقة بهذه العملية تكون:

$$A(L) = 1 - \beta_2 L - \beta_3 L^2 - \beta_4 L^3 - \dots - \beta_{p+1} L^p$$

من الممكن عرض عملية عشوائية سوف تكون مستقرة فقط إذا كانت كل جذور $A(L) = 0$ أكبر من وحدة القيمة المطلقة، يُقال بأن الجذور "خارج دائرة الوحدة"، وبخلاف ذلك فإن العملية سوف تكون غير مستقرة (Tomas 1997:416)

وبالأخذ في الاعتبار عملية $AR(1)$ فإن $Y_t = \beta_1 + \beta_2 Y_{t-1} + e_t$ حيث تكون المعادلة المميزة $A(L) = (1 - \beta_2 L)$ وبتعويض $A(L)=0$ يمكننا الحصول على $L = 1/\beta_2$ ، وللاستقرار فإننا نطلب أن تكون القيمة المطلقة لجذر L أكبر من الوحدة، أي بعبارة أخرى $|1/\beta_2| > 1$ وهذا يشير إلى أن شرط الاستقرار تم الحصول عليه في الجزء السابق.

وبالأخذ في الاعتبار عملية $AR(2)$ فإن $Y_t = \beta_1 + \beta_2 Y_{t-1} + \beta_3 Y_{t-2} + e_t$ فإن $A(L) = 1 - \beta_2 L - \beta_3 L^2$ وبالتعويض في $A(L)=0$ فإننا نحصل على:

$$\beta_3 L^2 + \beta_2 L - 1 = 0$$

وجذورها تُعطى بالمعادلة التالية

$$L = \frac{-\beta_2 \pm \sqrt{\beta_2^2 + 4\beta_3}}{2\beta_3}$$

وهذا يتطلب أن $|L| > 1$ حتى تكون مستقرة، وبالتالي إذا كان على سبيل المثال β_3 موجبة فهذا يتطلب قيمة البسط تكون أكبر من قيمة المقام للحصول على $|L| > 1$:

$$-\beta_2 \pm \sqrt{\beta_2^2 + 4\beta_3} > 2\beta_3$$

$$\pm \sqrt{\beta_2^2 + 4\beta_3} > 2\beta_3 + \beta_2$$

وبأخذ الجذر التربيعي للطرفين

$$\beta_2^2 + 4\beta_3 > 4\beta_3^2 + \beta_2^2 + 4\beta_2\beta_3$$

وباستبعاد β_2^2

$$4\beta_3 > 4\beta_3^2 + 4\beta_2\beta_3$$

وبقيمة الطرفين على $4\beta_3$

$$1 > \beta_3 + \beta_2$$

أو

$$\beta_3 + \beta_2 < 1$$

فعلى سبيل المثال إذا أخذنا عملية $AR(2)$ فإن $Y_t = 1.6 - 0.4Y_{t-1} + 0.5Y_{t-2} + e_t$ سوف تكون المعادلة المميزة تساوي $A(L) = (1 + 0.4L - 0.5L^2)$ وبالتعويض في $A(L)=0$ فيكون لدينا

$$L = \frac{-0.4 \pm \sqrt{0.16 + 2}}{-1}$$

وهذا يؤدي إلى أن الجذور $L_1=1.8697$ و $L_2=-1.0697$ كلا الجذرين أكبر من وحدة القيمة المطلقة وبالتالي فإن عملية $AR(2)$ مستقرة، لاحظ بأننا أتبعنا شرط الاستقرار وهو $\beta_3 + \beta_2 < 1$ ومن خلال النتائج الموجودة في الملحق 5.2 فإن مجموع الجذرين الحقيقيين يساوي 0.8 وناجحها يساوي -2 كما هو مطلوب نظرياً، وبالطبع فإن عملية $AR(2)$ قد تكون لها معادلة مميزة مع جذور مركبة، فعلى سبيل المثال $Y_t = 1.6 + 0.4Y_{t-1} - 0.5Y_{t-2} + e_t$ المعادلة المميزة هي $A(L) = 1 - 0.4L + 0.5L^2$ والتميز السلي يوضح لنا أن $A(L)$ لها جذرين مركبين، الجذور المركبة تُعطي من خلال:

$$L = \frac{0.4 \pm \sqrt{0.16 - 2}}{1}$$

وهذا يؤدي إلى $L_1=0.4 + 1.3565i$ وكذلك $L_2=0.4 - 1.3565i$ (مستخدماً $\sqrt{1.84} = 1.3565$)، فعندما تكون جذور المعادلة المميزة مركبة فإن الاستقرار يتطلب أن تكون وحداته أكبر من الوحدة، وهنا فإن الجذور المركبة لها نفس المعاملات المسماة فيثاغورس $1.414 = \sqrt{0.4^2 + 1.3565^2}$ وهي أكبر من الوحدة المطلوبة للاستقرار.

وبالأخذ في الاعتبار عملية $AR(3)$ فإن $Y_t = 2 + 3.9Y_{t-1} + 0.6Y_{t-2} - 0.8Y_{t-3} + e_t$ والتي تكون $A(L) = 1 - 3.9L - 0.6L^2 + 0.8L^3 = 0$ وهذا التكعيب (لحسن الحظ) يمكن تقسيمه إلى $(1-4L)(1+0.5L)(1-0.4L) = 0$ حيث أن جذور $L_1=2.5$ ، $L_2=-2$ ، $L_3=0.25$ وبما أن واحد من هذه الجذور أقل من الوحدة في القيمة المطلقة لذلك فإن عملية $AR(3)$ ليست مستقرة.

وبالأخذ في الاعتبار نماذج السير العشوائي مع اتجاه وبدون اتجاه على التوالي $Y_t = \beta_1 + Y_{t-1} + e_t$ فكل النماذجين له معادلات مميزة كما يلي $A(L) = 1 - L$ عند $A(L)=0$ وكذلك $L=1$ ، وهذا يوضح بأن كلا نماذج السير العشوائي ليست مستقرة لأن جذور المعادلة المميزة ليست أكبر من الوحدة، فعندما تكون $L=1$ فإن السلسلة الزمنية يُقال بأن لها جذر وحدة والسلسلة

الزمنية ليست مستقرة.

وإذا عدنا لبداية هذا الفصل فإننا نذكر بأننا قمنا باختبار المعادلة $\Delta Y_t = \beta_2 + \Delta e_t$ في سياق اتجاهات محددة، وفي المعادلة السابقة فإن الاختلافات في المعادلة تُشير إلى أن $(1-L)Y_t = \beta_2 + (1-L)e_t$ وبالتالي فإن $Y_t = (1-L)^{-1}\beta_2 + \Delta e_t$ وباستخدام النظرية الثنائية فإن $Y_t = (1+L+L^2+L^3+\dots)\beta_2 + e_t$ ونذكر بأن لوغاريتم الثابت يساوي الثابت نفسه فإن النتيجة توضح بأن Y_t تصبح ما لانهاية كما استمر اللوغاريتم، وتتم إضافة β_2 باستمرار، هذا هو سبب ما نص عليه Brooks (op cit) في المعادلة أعلاه بأنها "ذات خصائص غير مرغوبة بشكل كبير".

5.4 اختبارات جذور الوحدة Unit Root Tests

بالأخذ في الاعتبار عملية $AR(1)$ وهي $Y_t = \beta_1 Y_{t-1} + e_t$ فإذا كانت $\beta_1 = 1$ فإنه يكون لدينا سير عشوائي بدون نموذج اتجاه $(1-L)Y_t = e_t$ وبما أن $L = 1$ فإن النموذج ليست مستقر، وحقيقة فإن هذا يعني أن النموذج له جذر وحدة، فإذا قمنا بطرح Y_{t-1} من الطرفين فإننا نحصل على مكافئ من هذا النموذج $\Delta Y_t = \gamma Y_{t-1} + e_t$ حيث أن $\gamma = \beta_1 - 1$ فإذا كنا نريد اختبار فرضية العدم H_0 : هذا النموذج له جذر وحدة، فإننا نقوم باختبار $H_0: \beta_1 = 1$ أو بشكل مكافئ $H_0: \gamma = 0$ والفرض البديل هو $H_1: \beta_1 < 1$ (وهذا يعني أن $\gamma < 0$) وبعبارة أخرى ليس هناك جذر وحدة، وبالتالي فإن الاختبار الاحصائي هو لذيّل واحد، ومنذ بداية هذا الفصل وبالأخذ في الاعتبار أننا نركز على النماذج العشوائية فإن الصيغة الصحيحة تقنياً هي:

H_0 : السلسلة الزمنية ليست ثابتة الفرق لأن لها جذر وحدة.

وبالأخذ في الاعتبار السير العشوائي مع نموذج اتجاه فإن $Y_t = \beta_0 + \beta_1 Y_{t-1} + e_t$ وهي $AR(1)$ ، ومرة أخرى نقوم بطرح Y_{t-1} من طرفي المعادلة فإننا نحصل على $\Delta Y_t = \beta_0 + \gamma Y_{t-1} + e_t$ حيث أن $\gamma = \beta_1 - 1$ وبالتالي فإذا كنا نريد أن نختبر فرضية العدم H_0 : النموذج الثاني له جذر وحده، فإننا يجب أن نختبر $H_0: \beta_1 = 1$ وهذا يكافئ $H_0: \gamma = 0$.

وأخيراً بالأخذ في الاعتبار نموذج $AR(1)$ مع اتجاه محدد لدينا نموذج سير عشوائي مع اتجاه وهذا النموذج غير مستقر لأن به جذر وحدة، فإذا قمنا بطرح Y_{t-1} من طرفي المعادلة فإننا نحصل على المعادلة التالية $\Delta Y_t = \beta_1 + \beta_2 t + \gamma Y_{t-1} + e_t$ حيث أن $\gamma = \beta_3 - 1$ وإذا كنا نريد اختبار فرضية العدم H_0 : النموذج الثالث له جذر وحدة، فإننا يجب أن نقوم باختبار $H_0: \beta_3 = 1$ وهذا يكافئ $H_0: \gamma = 0$.

ويعتبر Dickey and Fuller (1979) بأن الثلاث المعادلات المختلفة من المحتمل أن يكون لها جذر وحدة:

$$\Delta Y_t = \gamma Y_{t-1} + e_t \quad (5.6)$$

$$\Delta Y_t = \beta_0 + \gamma Y_{t-1} + e_t \quad (5.7)$$

$$\Delta Y_t = \beta_1 + \beta_2 t + \gamma Y_{t-1} + e_t \quad (5.8)$$

الفرق بين هذه النماذج الثلاث يتعلق بوجود العناصر المحددة وهي β_0 و β_1 و $\beta_2 t$ ، والمعامل الذي نركز عليه في هذه المعادلات الثلاث هو γ وإذا كان $\gamma = 0$ فإن السلسلة الزمنية لها جذر وحدة، ويتضمن اختبار Dickey and Fuller تقدير واحدة أو أكبر من المعادلات رقم 5.6 و 5.7 و 5.8 باستخدام المربعات الصغرى واختبار إحصائي يتم حسابه لـ γ ، الاختبار الإحصائي له عدة أبعاد بحسب أي من النماذج الثلاث سوف يستخدم الباحث، بالإضافة إلى ذلك فإن القيم الحرجة تختلف بحسب أي من النماذج الثلاث السابقة يتم اختباره، بالنسبة للنموذج 5.6 لا يوجد ثابت أو اتجاه زمني والاختبار الإحصائي تتم الإشارة إليه بالرمز τ ، وبالنسبة للنموذج 5.7 فيوجد به قيمة للتقاطع ولا يوجد به اتجاه زمني والاختبار الإحصائي تتم الإشارة إليه بالرمز τ_μ أما بالنسبة للنموذج 5.8 فهناك تقاطع واتجاه زمني والاختبار الإحصائي تتم الإشارة إليه بالرمز τ_μ ، فعلى سبيل المثال من الجداول الإحصائية إذا كان حجم العينة $n = 100$ فإن القيم الحرجة 5% تساوي $\tau = -1.95$ ، $\tau_\mu = -2.89$ ، $\tau_t = -3.45$ ، وتذكر بأن اختبار Dickey and

Fuller هو لذييل واحد من منحني التوزيع الطبيعي وهو الجهة السالبة، وبالتالي فقيمة حرجة واحدة مطلوبة يتم اختيارها للدلالة الإحصائية، ومن الواضح بأن جدول قيم اختبار Dickey and Fuller تم بناؤها في برنامج EViews.

حتى الآن افترضت بأن السلسلة الزمنية التي نقوم بدراستها يمكن صياغة نموذج لها من خلال عملية AR من الدرجة الأولى، وعموماً فإن السلسلة قد تكون نتيجة عملية AR من درجة أعلى، ولحل ذلك فيجب تعميم نموذج AR(1) كما يلي $Y_t = \beta_0 + \beta_1 Y_{t-1} + e_t$ وهذا يزيد من أهمية ما يُسمى اختبار ديكي فلور المعزز (Augmented Dickey-Fuller (ADF)، وللتوضيح إذا أخذنا في اعتبارنا عملية AR من الدرجة الثالثة:

$$Y_t = \beta_0 + \beta_1 Y_{t-1} + \beta_2 Y_{t-2} + \beta_3 Y_{t-3} + e_t \quad (5.9)$$

ولها معادلة مميزة كما يلي:

$$(1 - \beta_1 L - \beta_2 L^2 - \beta_3 L^3) = 0 \quad (5.10)$$

سوف نقوم بإعادة صيغة المعادلة 5.9 ونذكر ذلك عندما نقوم بدراسة التكامل، وإعادة الصياغة تعني ببساطة التعبير عن المعادلة بمعادلة أخرى، أي بمكافئ جبري آخر، نقوم بطرح Y_{t-1} من طرفي المعادلة رقم 5.9 ونعاود ترتيبها كما يلي:

$$\Delta Y_t = \beta_0 + (\beta_1 + \beta_2 + \beta_3 - 1)Y_{t-1} - (\beta_2 + \beta_3)Y_{t-1} + \beta_2 Y_{t-2} + \beta_3 Y_{t-3} + e_t \quad (5.11)$$

نقوم بإضافة وطرح $\beta_3 Y_{t-2}$ من الطرف الأيمن للمعادلة 5.11

$$\Delta Y_t = \beta_0 + (\beta_1 + \beta_2 + \beta_3 - 1)Y_{t-1} - (\beta_2 + \beta_3)Y_{t-1} + \beta_3 Y_{t-2} + \beta_2 Y_{t-2} + \beta_3 Y_{t-3} - \beta_3 Y_{t-2} + e_t$$

$$\Delta Y_t = \beta_0 + (\beta_1 + \beta_2 + \beta_3 - 1)Y_{t-1} - (\beta_2 + \beta_3)Y_{t-1} + (\beta_2 + \beta_3)Y_{t-2} - \beta_3(Y_{t-2} - Y_{t-3}) + e_t$$

$$\Delta Y_t = \beta_0 + (\beta_1 + \beta_2 + \beta_3 - 1)Y_{t-1} - (\beta_2 + \beta_3)(Y_{t-1} - Y_{t-2}) - \beta_3 \Delta Y_{t-2} + e_t$$

$$\Delta Y_t = \beta_0 + (\beta_1 + \beta_2 + \beta_3 - 1)Y_{t-1} - (\beta_2 + \beta_3)\Delta Y_{t-1} - \beta_3 \Delta Y_{t-2} + e_t$$

أو

$$\Delta Y_t = \beta_0 + \beta^* Y_{t-1} + \beta_1^* \Delta Y_{t-1} + \beta_2^* \Delta Y_{t-2} + e_t \quad (5.12)$$

حيث أن

$$\beta^* = \beta_1 + \beta_2 + \beta_3 - 1, \beta_1^* = -(\beta_2 + \beta_3)$$

و

$$\beta_2^* = -\beta_3$$

نعلم بأن المعادلة 5.9 سوف تكون غير مستقرة إذا كان أي جذور للمعادلة المميزة رقم 5.10 أقل من أو يساوي للوحدة بقيمة مطلقة، إذا وجد جذر الوحدة $L = 1$ فمن الممكن كتابة المعادلة المميزة في الشكل التالي $(1 - L)(1 + \lambda L + \mu L^2) = 0$ وبالتالي فإذا كان هناك جذر وحدة بالمعادلة 5.9 فإنه يمكن إعادة كتابة المعادلة على الشكل التالي:

$$(1 + \lambda L + \mu L^2)(1 - L)Y_t = \beta_0 + e_t$$

وعموماً فإن $(1 - L)Y_t = Y_t - Y_{t-1} = \Delta Y_t$ وبالتالي فإذا كان هناك جذر وحدة فيمكننا إعادة كتابة المعادلة 5.9 على الشكل التالي:

$$(1 + \lambda L + \mu L^2)\Delta Y_t = \beta_0 + e_t \quad (5.13)$$

وباستخدام حقيقة أن $\lambda L(\Delta Y_t) = \lambda \Delta Y_{t-1}$ وأن $\mu L^2(\Delta Y_t) = \mu \Delta Y_{t-2}$ فيمكننا إعادة كتابة المعادلة 5.13 كما يلي:

$$\Delta Y_t = \beta_0 - \lambda \Delta Y_{t-1} - \mu \Delta Y_{t-2} + e_t \quad (5.14)$$

النقطة الأساسية هي أن المعادلة 5.14 هي إعادة صياغة لعملية $AR(3)$ في حالة افتراضنا أن هناك جذر وحدة، وبالتالي فإذا قارنا بين المعادلة 5.14 والمعادلة 5.12 فإننا نرى عندما يكون هناك جذر وحدة فإن المعامل (β^*) للقيمة Y_{t-1} في المعادلة 5.12 يجب أن تساوي صفر، وبالتالي لاختبار استقراره الفرق في العملية $AR(3)$ فإن اختبار ADF يتطلب منا اختبار فرضية العدم

$H_0 : \beta^* = 0$ (ليست استقرارية الفرق) مقابل الفرضية البديلة $H_1 : \beta^* < 0$ (استقرارية الفرق) في صيغة المعادلة 5.12.

المعادلة 5.11 هي ببساطة إعادة صياغة للعملية $AR(3)$ في المعادلة 5.9، عملية $AR(2)$ سوف يكون لها حد فرق يساوي ΔY_{t-1} في المعادلة 5.12 وتوضح بأن عملية $AR(3)$ لها حدين للفرق لاختيار نموذج مع تقاطع (مثل الموجود في المعادلة 5.7) واتجاه (مثل الاتجاه الموجود في المعادلة 5.8) أو بدون تقاطع ولا اتجاه (مثل المعادلة 5.6)، رسم بياني قد يساعد في التوضيح هنا، فهو عبارة عن سؤال عن ما إذا كان السلسلة عشوائية أو مختلطة أو كلاهما، هناك دليل على أن التوقعات قصيرة الأجل باستخدام كل هذه النماذج لها إداء متقارب جداً، فعند الشك يجب علينا إضافة تقاطع أو تجاهل احتمالية الاتجاه المحدد.

من الممكن تعميم النتائج لعملية p^{th} الانحدار الذاتي للرتب:

$$Y_t = \beta_0 + \beta_1 Y_{t-1} + \beta_2 Y_{t-2} + \dots + \beta_{p-2} Y_{t-p+2} + \beta_{p-1} Y_{t-p+1} + \beta_p Y_{t-p} + e_t$$

حيث يمكننا إعادة صياغته كما يلي:

$$\Delta Y_t = \beta_0 + \beta^* Y_{t-1} + \beta_1^* \Delta Y_{t-1} + \beta_2^* \Delta Y_{t-2} + \dots + \beta_{p-1}^* \Delta Y_{t-p+1} + e_t \quad (5.15)$$

الميزة المهمة في إعادة صياغة المعادلة 5.15 هي اختبار عملية من الرتبة p^{th} للاستقرار وهي مكافئة لاختبار ما إذا كانت $\beta^* = 0$ ، فإذا رفضنا فرضية العدم $H_0 : \beta^* = 0$ فإن ذلك يعني أنه لدينا عملية مستقرة رتبته p^{th} ، ومعاملات المعادلة 5.15 يتم تحديدها من خلال المربعات الصغرى، لاحظ بأن هذا الاختبار - تم الإشارة إليه بالرمز $ADF(p)$ - حيث أن p عبارة عن رقم الحدود المختلفة التي تضمنها الطرف الأيمن للمعادلة 5.15

الشرح السابق يقودنا إلى شرح مخرجات EViews بخصوص جذور الوحدة بتفاصيل أكثر.

المعادلة 5.15 سوف تأخذ شكل مختلف قليلاً إذا تم تضمين اتجاه محدد. هناك ثلاثة نقاط أخرى، قد يكون هناك أكثر من جذر وحدة واحد، ولكن السلسلة الزمنية تأخذ جذر وحدة واحد ولا يكون مستقر الفرق؛

ثانياً عمليات DF و ADF يمكن تطبيقها فقط على عمليات AR، ولكن ماذا لو كانت السلسلة الزمنية MA بجته أو خليط ما بين $AR/M(A)$ ؟ والشيء الجيد هو أنه إذا كانت تتذكر شرط المعكوس فإن حد MA يمكن صياغته في شكل AR ، على سبيل المثال عملية $MA(1)$ يمكن تحويلها إلى عملية AR لا نهائية، ثالثاً اختبارات DF و ADF تفترض بأن البواقي غير مترابطة ولها تباين ثابت، اختبار Phillips-Perron تم اشتقاقه بحيث يمكن تطبيقه بدون هذه الفرضيات.

الملحق 5.1: النظرية الثنائية

Appendix 5.1: The binomial Theorem

يمكن التحقق من أن $(x+a)^1=(x+a)$, $(x+a)^2 = x^2 + 2ax + a^2$, $(x+a)^3=x^3+3xa^2+3a^2x+a^3$, $(x+a)^4=x^4+4ax^3+6a^2x^2+4a^3x+a^4$ الخ، أس x يتناقص بـ 1 وأس a يتزايد بـ 1 كلما انتقلت من حد إلى حد، المعاملات الرقمية معطاة من خلال مثلث باسكال Pascal's triangle

		1		
	1		1	
	1	2	1	
1	3		3	1
1	4	6	4	1

وببساطة قم بجمع رقمين على التوالي في أي صف واكتب المجموع بينهما في الصف الأسفل، وبالتالي فإن الصف التالي سوف يكون 1، 5، 10، 10، 5، 1 حيث أن

$$(x + a)^5 = x^5 + 5ax^4 + 10a^2x^3 + 10a^3x^2 + 5a^4x + a^5$$

مثلث باسكال يعمل فقط لـ $(x + a)^n$ حيث أن n عدد صحيح، وبالنسبة للقيم السالبة والكسرية فإن الأس n فإننا ننتقل إلى النظرية الثنائية والتي تنص على أن لكل n

$$(x + a)^n = x^n + nax^{n-1} + \frac{n(n-1)}{2!}a^2x^{n-2} + \frac{n(n-1)(n-2)}{3!}a^3x^{n-3} + \frac{n(n-1)(n-2)(n-3)}{4!}a^4x^{n-4} + \dots$$

أين هو الترميز العاملي في مثل ذلك، فعلى سبيل المثال $4! = 4 \times 3 \times 2 \times 1 = 24$

قد ترغب في التحقق من النتائج لـ $(x + a)^5$ من خلال النظرية الثنائية، إذا كان الأس n عدد صحيح فإن رقم الحدود المضمنة في هذه العملية يكون $(n + 1)$ وهذه العملية التربيعية $(x + a)^2$ تتضمن ثلاثة حدود، والعملية التكعيبية تتضمن أربعة حدود وهكذا، وعموما إذا كانت n كسر أو عدد سالب فإن الأس يكون عدد لا نهائياً من الحدود.

فعلى سبيل المثال بالأخذ في الاعتبار الأس $(1+x)^{-1}$ ومن خلال استبدال x برقم 1، a بالحرف x و n بالرقم 1 - في الأس الثنائي في النموذج السابق فإننا نحصل على

$$(1+x)^{-1} = 1^{-1} + (-1)x \cdot 1^{-2} + \frac{(-1)(-2)}{2!} x^2 \cdot 1^{-3} + \frac{(-1)(-2)(-3)}{3!} x^3 \cdot 1^{-4} + \frac{(-1)(-2)(-3)(-4)}{4!} x^4 \cdot 1^{-5} + \dots$$

$$(1+x)^{-1} = 1 - x + x^2 - x^3 + x^4 - \dots$$

امتداد هذه السلسلة متقارب إذا كان وفقط إذا كان $|x| < 1$ ، نفس قاعدة التقارب يمكن تطبيقها على سلسلة متوسعة لـ $(1-x)^n$ ، والتقارب نعني به أن مجموع السلسلة الزمنية يصل إلى حد نهائي، فعلى سبيل المثال السلسلة الهندسية $1 + \frac{1}{2} + \frac{1}{4} + \frac{1}{8} + \dots$ تقترب من حد 2 كلما أضفت حدوداً أكبر، وبالعكس فإن السلسلة الهندسية $1 + 4 + 16 + 64 + \dots$ متشعبة لأنها تصبح أكبر وأكبر كلما أضفت حدوداً أكبر، السلسلة الأخيرة لا تصل إلى حد نهائي وإنما مجموعها يصبح لا نهائي.

وبالأخذ في الاعتبار القاعدة السابقة للتقارب فيمكننا إدراج $x = 0.01$ في السلسلة السابقة للحصول على :

$$(1.01)^{-1} = 1 - 0.01 + (0.01)^2 - (0.01)^3 + (0.01)^4 - \dots$$

وبجمع الحدود الخمسة في الجانب الأيمن للمعادلة نحصل على $(1.01)^{-1}$ وتقريباً يساوي 0.99009901، وفي الحقيقة فإن $(1.01)^{-1} = 0.990099009$ لاحظ بأنه من غير الصحيح إدراج $x = 3$ في السلسلة السابقة لأننا سوف نحصل على $(4)^{-1}$ لأن $x = 3$ وهي خارج نطاق التقارب، السلسلة سوف تبتعد عن الإجابة الصحيحة وهي $(4)^{-1} = 0.25$.

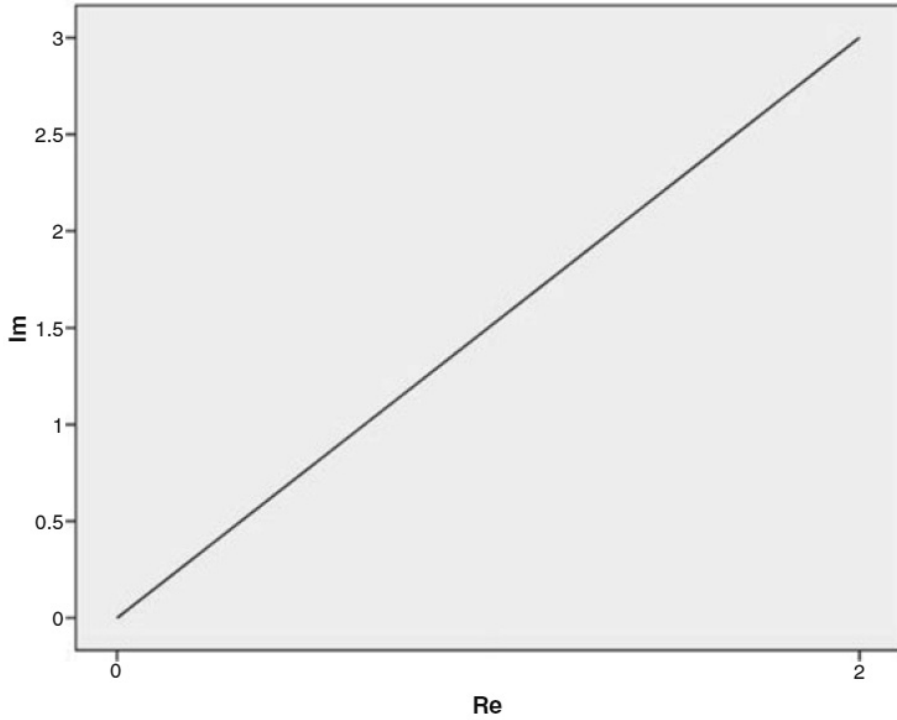
الملحق 5.2: المعادلة من الدرجة الثانية

Appendix 5.2: The Quadratic Equation

المعادلة $y = ax^2 + bx + c$ والتي بها a, b, c ثابت حيث $a \neq 0$ وهذا تُسمى الدرجة الثانية، وعندما نقوم بحل معادلة من الدرجة الثانية تساوي صفر فإننا نقول بأننا نقوم بإنشاء جذور للدرجة الثانية (أي بمعنى أنها تقطع محور x)، فعلى سبيل المثال حل المعادلة $0x^2 - x - 12 = 0$ فإننا نستخدم عوامل الدرجة الثانية $(x+3)(x-4) = 0$ والجذور $(x-5)(x-5) = 0$ و $x = 5$.

في بعض الأحيان معادلة الدرجة الثانية قد تكون رقم مركب، والرقم المركب يكون في شكل $c + id$ حيث أن c و d ثابت موجبة أو سالبة وتُعرف بأنها تساوي $\sqrt{-1}$ ، فعلى سبيل المثال $4 + 7\sqrt{-1} = 4 + 7i$ هو رقم مركب ورقم 4 هنا يُسمى الجزء الحقيقي (Re) ورقم 7 يُسمى الجزء الخيالي (Im)، الجزء الحقيقي للرقم المركب يمكن أن يكون صفر، فعلى سبيل المثال $4i = \sqrt{-16}$ حيث أن $4i \times 4i = 16 \times i^2 = -16$ وبالمثل فإن $17i = \sqrt{-289}$ ، الرقم المركب قد يتم تمثيله من خلال مخطط أرغاند Argand Diagram والذي هو عبارة عن محور أفقي خاص بـ Re ومحور رأسي خاص بـ Im الشكل 5.2 يعرض رقم مركب $2 + 3i$ ، الخط المستقيم يُسمى متجه، طول هذا الاتجاه يتم حسابه من خلال فيثاغورس ليساوي $\sqrt{2^2 + 3^2} = 3.606$.

وبالمثل فإن حل المعادلة من الدرجة الثانية $ax^2 + bx + c = 0$ وبالقسمة على a يمكننا اشتقاق $x^2 + \frac{b}{a}x + \frac{c}{a} = 0$ ونقوم بإضافة $\frac{b^2}{4a^2}$ إلى طرفي المعادلة:



الشكل 5.2: مخطط أرغاند للرقم المركب $2 + 3i$

$$x^2 + \frac{b}{a}x + \frac{b^2}{4a^2} = \frac{b^2}{4a^2} - \frac{c}{a}$$

$$\left(x - \frac{b}{2a}\right)^2 = \frac{b^2 - 4ac}{4a^2}$$

$$x - \frac{b}{2a} = \frac{\pm\sqrt{b^2 - 4ac}}{2a}$$

(بما أن الجذر التربيعي يمكن أن يكون موجب + أو سالب -، على سبيل المثال $\sqrt{144} = \pm 12$) ويمكننا اشتقاق المعادلة التالية:

$$x = \frac{-b \pm \sqrt{b^2 - 4ac}}{2a}$$

هذه المعادلة تعطي الجذور التربيعية، فعلى سبيل المثال إذا كنا نريد حل المعادلة $x^2 - 13x + 42 = 0$ فنقوم بالتعويض كما يلي $a = 1$ ، $b = -13$ ، $c = 42$ حيث أن

$$x = \frac{13 \pm \sqrt{169 - 168}}{2} = \frac{13 \pm 1}{2}$$

الجذور هي $x = 6$ و $x = 7$ وهذه الجذور الحقيقية هي عكس الجذور المركبة، وبالتالي فعندما نقوم بالقسمة فإن المعادلة من الدرجة الثانية يجب أن تكون $(x - 6)(x - 7) = 0$ ، لاحظ بأن المعادلة من الدرجة الثانية يمكن أن يكون لها جذرين حقيقيين أو جذرين مركبين أو جذور مكررة فقط، ولا يمكن أن يكون لها جذر حقيقي واحد أو جذر مركب واحد، وبالنسبة للترتيب n كثير الحدود فإن الجذور المركبة تظهر دائماً في أزواج، أي بعبارة أخرى هناك دائماً عدد زوجي للجذور.

الكمية $b^2 - 4ac$ في المعادلة السابقة للجذور التربيعية تُسمى التمييز discriminant، فإذا كان التمييز سالب فإن التربيع يجب أن يكون له جذور مركبة (لأننا نأخذ الجذر التربيعي للرقم السالب)، وإذا كان التمييز يساوي صفر

فإن التربيع له جذور مكررة، بالأخذ في الاعتبار المعادلة $x^2 - 4x + 28 = 0$

فإن التمييز $16 - 4(28) = -112$ من الواضح أنه تمييز سالب وتكون لدينا المعادلة

$$x = \frac{4 \pm \sqrt{16 - 112}}{2} = \frac{4 \pm \sqrt{-96}}{2} = \frac{4 \pm \sqrt{(16)(-6)}}{2} = 2 \pm 2\sqrt{-6} = 2 \pm 4.898i$$

$$\sqrt{6} = 2.449$$

هذا التربيع له زوج من الجذور المركبة $x = 2 + 4.898i$ و $x = 2 - 4.898i$

هناك علاقة بين المعاملات في معادلة الدرجة الثانية وجذور المعادلة، فإذا افترضنا بأن معادلة الدرجة الثانية لها جذور γ و δ فإن حل هذه الجذور التربيعية يساوي صفر كما يلي:

$$ax^2 + bx + c = 0$$

وهذا يعني أنه (بالقسمة على a)

$$x^2 + \frac{b}{a}x + \frac{c}{a} = 0$$

ولكننا نعلم بأن الجذور هي γ و δ وبالتالي فإن

$$(x-\delta)(x-\gamma) = x^2 - (\delta + \gamma)x + \delta\gamma = 0$$

الطريقة الوحيدة التي يمكن أن يكون بها الخطيان الإثنان مساويين للصفر تكون عندما

مجموع الجذور

$$\delta + \gamma = -\frac{b}{a}$$

وناتج هذه الجذور هو $\frac{c}{a}$

مرة أخرى لنأخذ في الاعتبار الجذور $x^2 - 4x + 28 = 0$ والتي سبق وعرفنا

أن $x = 2 + 4.898i$ و $x = 2 - 4.898i$ ، والآن لهذه المعادلة التربيعية من

الدرجة الثانية فإن $a=1$ و $b=-4$ و $c=28$ وبالتالي فإن مجموع الجذور يجب أن يساوي

$4 = -\frac{b}{a}$ ومجموع الجذور يكون $(2 + 4.898i) + (2 - 4.898i)$ وهذا يساوي

بالتأكيد 4، ناتج الجذور يفترض أن يساوي $\frac{c}{a} = 28$ ، وللتأكيد فإن ناتج الجذور

$$(2 + 4.898i)(2 - 4.898i) = 4 + 0i + (4.898i)(-4.898i) = 4 - 24i^2 = 4 + 24 = 28$$

كما هو مطلوب لأن $i^2 = -1$

التنبؤ الاقتصادي باستخدام الانحدار

التخطيط للمستقبل هو جزء أساسي من إدارة أي منظمة سواء كانت حكومية، تجارية، صناعية أو اجتماعية؛ وذلك عبر صنع تنبؤات ملائمة حول العوامل التي تؤثر بشكل حاسم على نجاح عمليات تلك المنظمة. إن طرق التنبؤ تنقسم إلى مجموعتين؛ نوعي وكمي. الطرق النوعية في التنبؤ تشمل تلك المناهج التي تعتمد على إصدار الأحكام بناءً على الخبرة والحدس، وتستخدم هذه الأساليب بشكل خاص من قبل الإدارة عندما لا يوجد احتمال بأن الظروف الحالية ستستمر في المستقبل. من ناحية أخرى، وللاستدلال على أهمية الأساليب الكمية، فإنه وفي جميع فروع البحث العلمي، وخلال الثلاثين سنة الماضية، لم تتحصل أي أداة إحصائية على الاهتمام الذي تحصل عليه تحليل الانحدار.

على الرغم من الاعتقاد الخاطئ والشائع بين مستخدمي الانحدار من غير الإحصائيين بأن الهدف الأساسي لاستخدام طرق الانحدار هو توليد التنبؤات، إلا أن تحليل الانحدار وبجانب كونه أداة للتنبؤ؛ فإنه يحاول إلقاء الضوء على الآليات (mechanisms) التي تربط بين المتغيرات. المعرفة بهذه الآليات، في بعض الحالات، تسمح بدرجة من السيطرة. على سبيل المثال، فإن معرفة كيف تساهم بعض العوامل في إنتاج مواد صناعية ذات عيوب قد يساعد في تخفيض معدل عيوب الصناعة. كذلك، فإن معرفة العوامل التي تحرك التغيرات في أسعار الأسهم من شأنه أن يساعد في اختيار المحفظة الملائمة. الانحدار هو أداة للتنبؤ والتفسير (في حالة تحليل السلاسل الزمنية، وهي تقنية تمت مناقشتها في الفصلين الثالث والرابع، فهي تعتبر فقط أداة للتنبؤ). من بين

كل نماذج الانحدار، فإن النموذج الخطي هو الأكثر تطبيقاً على نطاق واسع. الهدف من التنبؤ هو تقديم تقدير (أو تقديرات) كمية لاحتمالات المسار المستقبلي للمتغير محل الاهتمام. إن هدف التنبؤ يمكن تحقيقه استناداً على المعلومات (أو البيانات) التاريخية والحالية. التنبؤ الاقتصادي مفيد في العديد من المجالات الاقتصادية، نذكر منها:

- 1 - التخطيط التشغيلي، إدارة المخزون، تخطيط الإنتاج والمبيعات
 - 2 - التنبؤ بمستويات الناتج المحلي الإجمالي GDP، البطالة، الاستهلاك، الاستثمار ومعدلات الفائدة
 - 3 - إدارة الأصول المالية مثل عوائد الأصول، وأسعار الصرف وأسعار السلع
 - 4 - التنبؤ المتعلق بالميزانيات والايادات في القطاع الحكومي وقطاع الأعمال
 - 5 - التغيرات الديموغرافية مثل معدلات الخصوبة ومعدلات الوفيات
 - 6 - إدارة الأزمات المتعلقة بقضايا عديدة مثل احتمالات وقوع تعثر مالي، أو هبوط قيمة العملة، أو انقلاب عسكري، وقس على ذلك.
- في هذا الكتاب، سوف ندرس اثنين من أبرز طرق التنبؤ وهما:

- 1 - نماذج الانحدار Regression Models، والتي سيتم مناقشتها في هذا الفصل.
- 2 - نماذج الانحدار الذاتي ذات المتوسطات المتحركة المدجة The autoregressive integrated moving average (ARIMA)، والتي اشتهرت من قبل كلا الإحصائيين Box و Jenkins و باتت تعرف بمنهجية Box-Jenkins (BJ). نماذج التنبؤ ARIMA ستكون موضوع نقاشنا في الفصل السابع.

1.6 التنبؤ مع نماذج الانحدار

بالنسبة لوحداث الأعمال أو الوحدات الحكومية أو لأي وحدات اقتصادية أخرى، فإن التنبؤ يعد الغرض الأهم من تقدير نماذج الانحدار.

لغرض التبسيط، سوف ننظر إلى نموذج ثنائي متغيرات مثل ما يلي:

$$PCE_t = \beta_1 + \beta_2 PDI_t + u_t$$

حيث أن PCE نصيب الفرد من الانفاق الاستهلاكي الشخصي، أما PDI هو نصيب الفرد من الدخل الشخصي المتاح (بعد الضرائب)، و u هو حد الخطأ. هذا الانحدار يمثل دالة الاستهلاك. معلمة الانحدار في هذا النموذج تمثل الميل الحدي للاستهلاك (Marginal propensity to consume MPC)، وهو الانفاق الاستهلاكي لكل زيادة في الدخل بمقدار دولار واحد. باستخدام بيانات ربع سنوية (افتراضية) عن هذه المتغيرات في اقتصاد ما خلال الفترة من 1967Q1 إلى 1996Q3. لتقدير دالة الاستهلاك سنقوم باتباع طرق تحليل السلاسل الزمنية وذلك من أجل التأكد من أن السلاسل مستقرة ومتكاملة.

نقوم باستخدام المشاهدات من 1967Q1 - 1995Q2، ونبقي آخر خمس مشاهدات، والتي يطلق عليها "الفترة المحتفظ بها"، لتقييم أداء النموذج المقدر عند إجراء الانحدار الأساسي (انحدار السلاسل المستقرة).

نقوم أولاً بفحص الشكل البياني للبيانات للتعرف على طبيعة العلاقة بين المتغيرين. بناءً على الشكل 1.6، نلاحظ وجود علاقة شبه خطية بين المتغيرين PCE و PDI.

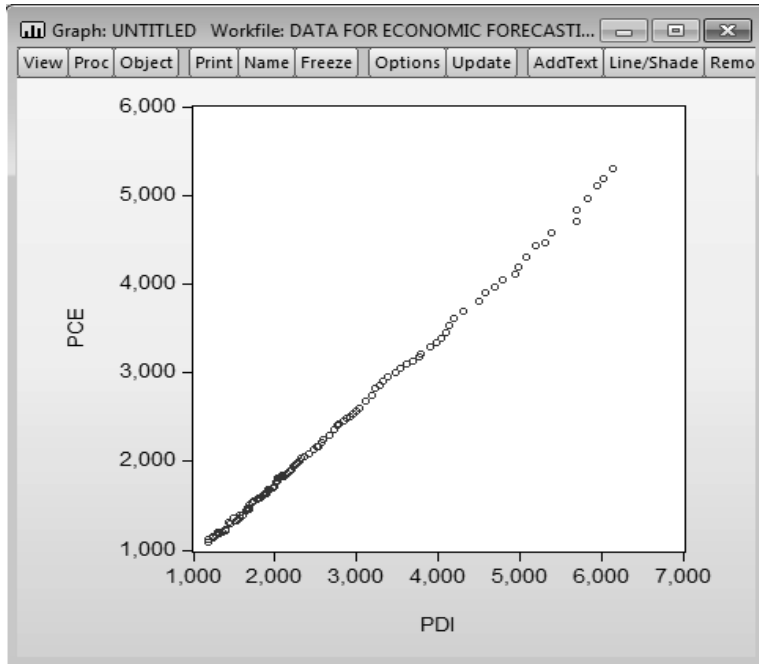
لتقدير النموذج أعلاه ينبغي التأكد من استقرار المتغيرات. في هذه العملية نحن نحتاج للنظر إلى التكامل بين السلاسل والتأكد من أن هناك علاقة طويلة الأجل بين السلاسل أم لا.

2.6 الخطوة الأولى: اختبار استقرار السلاسل الزمنية

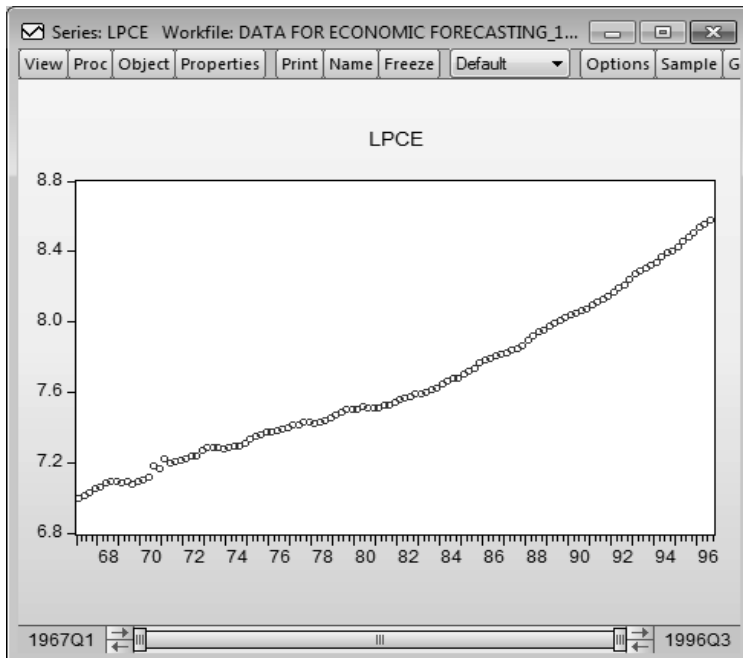
نقوم بتحويل كلا المتغيرين إلى لوغاريتمات كالتالي:

$$LPCE = @LOG(PCE)$$

$$LPDI = @LOG(PDI)$$



شكل 1.6 رسم بياني لـ PCE و PDI

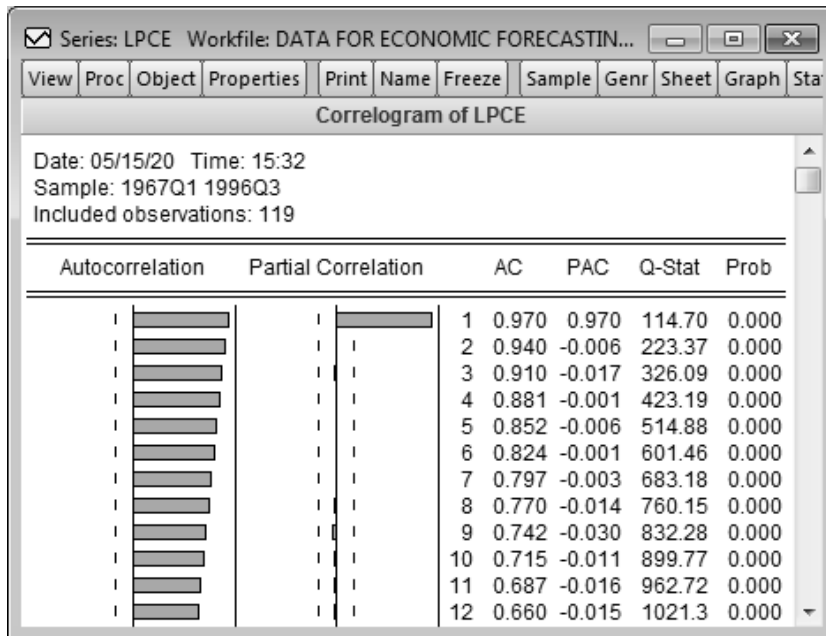


شكل 2.6 رسم بياني للوغاريتم الطبيعي لـ PCE (LPCE)

الشكل 2.6 يبين أن المتغير LPCE غير مستقر ويحتوي على اتجاه تصاعدي تحديدي.

اختبار شكل الارتباط لـ LPCE

- 1 - H_0 : السلسلة ليس لها جذر وحدة.
- 2 - H_1 : السلسلة لها جذر وحدة.
- 3 - $\alpha = 5\%$ أو 0.05
- 4 - قيم p-values تساوي 0.000
- 5 - بما أن $\text{Prob} = 0.000$ وهي أقل من 0.05 فإننا نرفض فرض العدم H_0 ونقبل الفرض البديل H_1 .
- 6 - نستنتج بأن سلسلة LPCE لها جذر وحدة وليست مستقرة.



شكل 3.6 شكل الارتباط لـ LPCE

الطريقة الرسمية

1- H_0 : السلسلة لها جذر وحدة وليست مستقرة.

2- H_1 : السلسلة ليس لها جذر وحدة ومستقرة.

3- $\alpha = 5\%$ أو 0.05

من النتائج الموضحة في الشكل 4.6، نجد أن إحصائية اختبار ADF تساوي 4.3264

4- مستوى الدلالة الإحصائية للاحتمال $p\text{-values} = 1.0000$

5- الاحتمال $\text{Prob.} = 1.0000 > 0.05$ وهكذا لا يمكن رفض فرضية العدم H_0 .

6- نستنتج أن السلسلة لها جذر وحدة وليست مستقرة.

الشكل 2.6 يبين عدم استقرار LPCE وأن لها اتجاه تصاعدي تحديدي، في حين أن الشكل 5.6 يوضح عدم استقرار LPDI وأن لها اتجاه تصاعدي.

اختبار شكل الارتباط لـ LPDI

1- H_0 : سلسلة LPDI ليس لها جذر وحدة.

2- H_1 : سلسلة LPDI لها جذر وحدة.

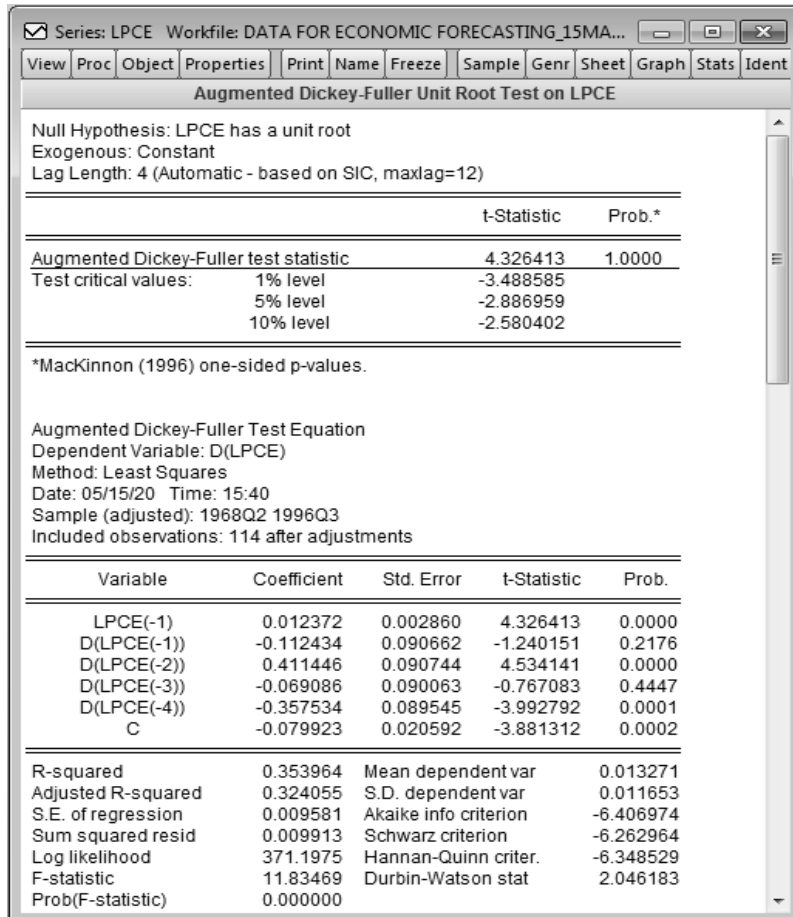
3- $\alpha = 5\%$ أو 0.05

ليس هناك اختبار احصائي يتم حسابه، سوف نركز على عمود الاحتمال "Prob" في الشكل 6.6

4- قيم $p\text{-values}$ تساوي 0.000

5- بما أن $\text{Prob} = 0.000$ وهي أقل من 0.05 فإننا نرفض فرض العدم H_0 ونقبل الفرض البديل H_1 .

6- نستنتج بأن سلسلة LPDI غير مستقرة.

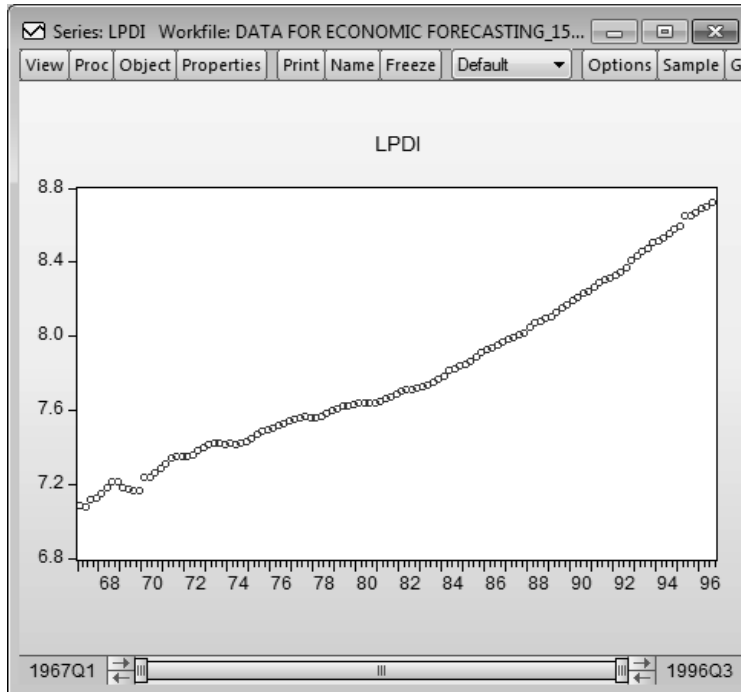


شكل 4.6 اختبار جذر الوحدة لـ LPCE

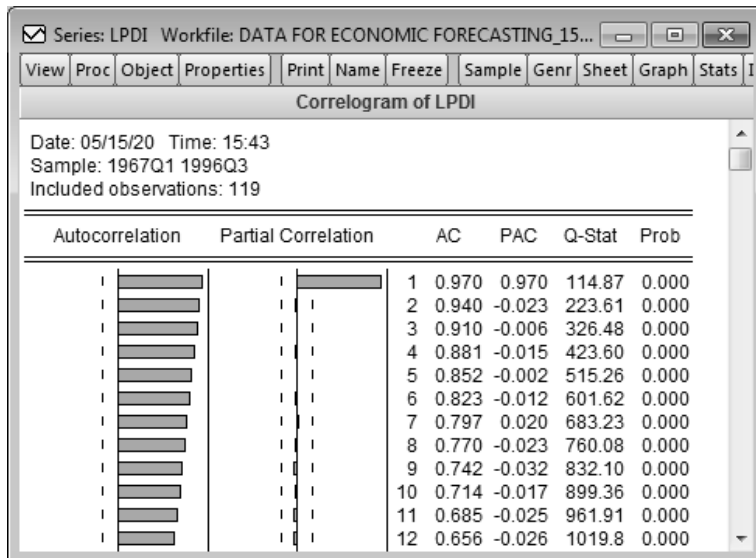
الطريقة الرسمية

- 1 - H_0 : السلسلة لها جذر وحدة وليست مستقرة.
- 2 - H_1 : السلسلة ليس لها جذر وحدة ومستقرة.
- 3 - $\alpha = 5\%$ أو 0.05
- 4 - مستوى الدلالة الإحصائية للاختبار $p\text{-values} = 1.0000$
- 5 - الاحتمال $\text{Prob.} = 1.0000 > 0.05$ وهكذا لا يمكن رفض فرضية العدم H_0 ؛ الاختبار غير معنوي إحصائياً

6 - نستنتج أن السلسلة لها جذر وحدة وليست مستقرة.



شكل 5.6 شكل بياني للو غار يتم الطبيعي لـ PDI (LPDI)



شكل 6.6 شكل الارتباط لـ LPDI

3.6 الخطوة الثانية: كيفية الحصول على سلاسل زمنية مستقرة

يمكن إيجاد الفرق الأول للسلاسل الزمنية أعلاه كما يلي:

$$DLPCE = LPCE - LPCE(-1)$$

$$DLPDI = LPDI - LPDI(-1)$$

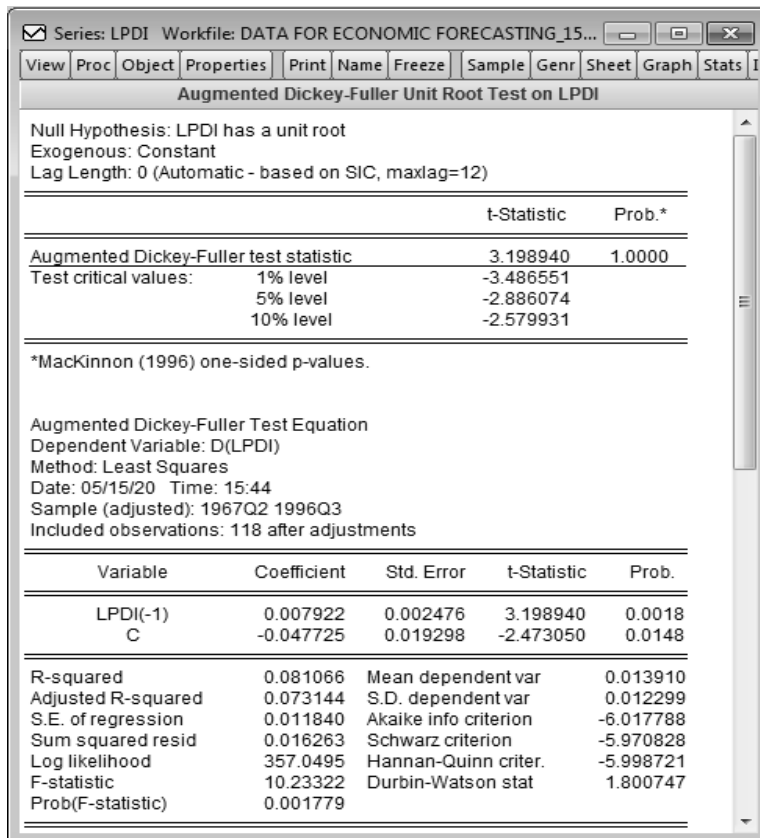
وكما هو موضح بالشكل 8.6، فإن سلسلة DLPCE هي الآن مستقرة.

اختبار شكل الارتباط لـ DLPCE

1 - H_0 : السلسلة ليس لها جذر وحدة.

2 - H_1 : السلسلة لها جذر وحدة.

3 - $\alpha = 5\%$ أو 0.05



شكل 7.6 اختبار جذر الوحدة لـ LPDI

ليس هناك اختبار احصائي يتم حسابه، سوف نركز على عمود الاحتمال "Prob" في الشكل 9.6

4 - قيم p-values أكبر من 0.05

5 - بما أن p-values أكبر من 0.05 ، فإنه لا يمكن رفض فرض العدم H_0

6 - نستنتج بأن السلسلة LPCE مستقرة.

الطريقة الرسمية

1 - H_0 : السلسلة لها جذر وحدة وليست مستقرة.

2 - H_1 : السلسلة ليس لها جذر وحدة ومستقرة.

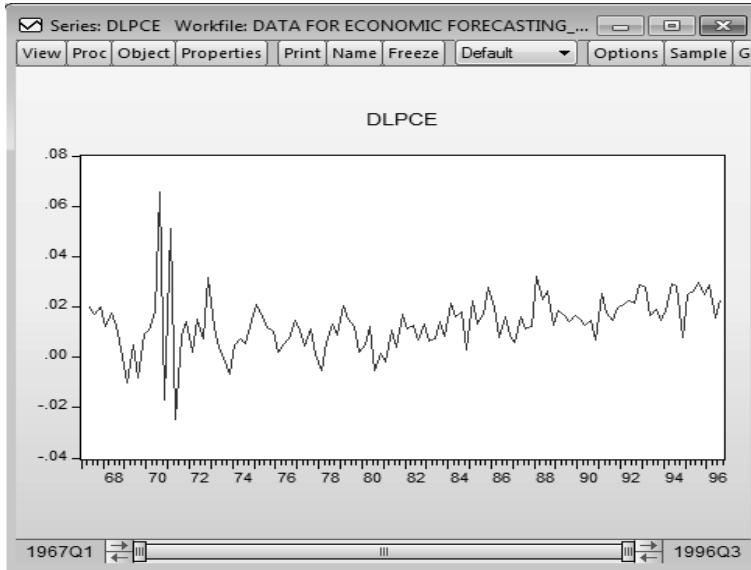
3 - $\alpha = 5\%$ أو 0.05

من النتائج الموضحة في الشكل 10.6، نجد أن إحصائية اختبار ADF تساوي -4.6314

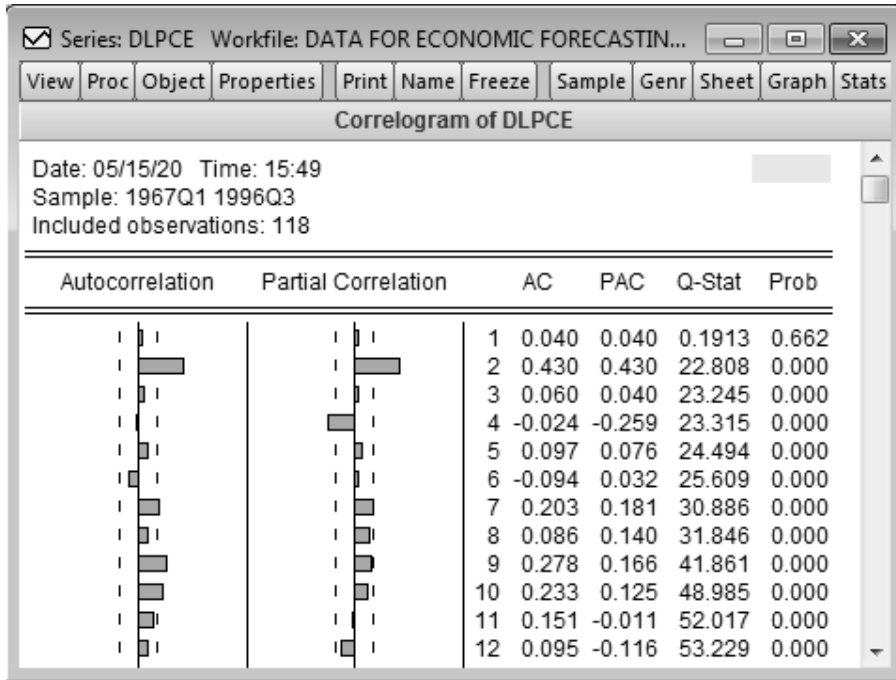
4 - مستوى الدلالة الإحصائية للاحتمال 0.0002 = p-values

5 - الاحتمال $0.0002 < 0.05$ Prob. = 0.0002 وهكذا يمكن رفض فرضية العدم H_0 .

6 - نستنتج أن السلسلة ليس لها جذر وحدة وهي سلسلة مستقرة (الشكل 11.6).



شكل 8.6 رسم بياني للفروق الأولى (DLPCE)



شكل 9.6 شكل الارتباط لـ DLPCE

اختبار شكل الارتباط لـ DLPDI

1 - H_0 : السلسلة ليس لها جذر وحدة.2 - H_1 : السلسلة لها جذر وحدة.3 - $\alpha = 5\%$ أو 0.05

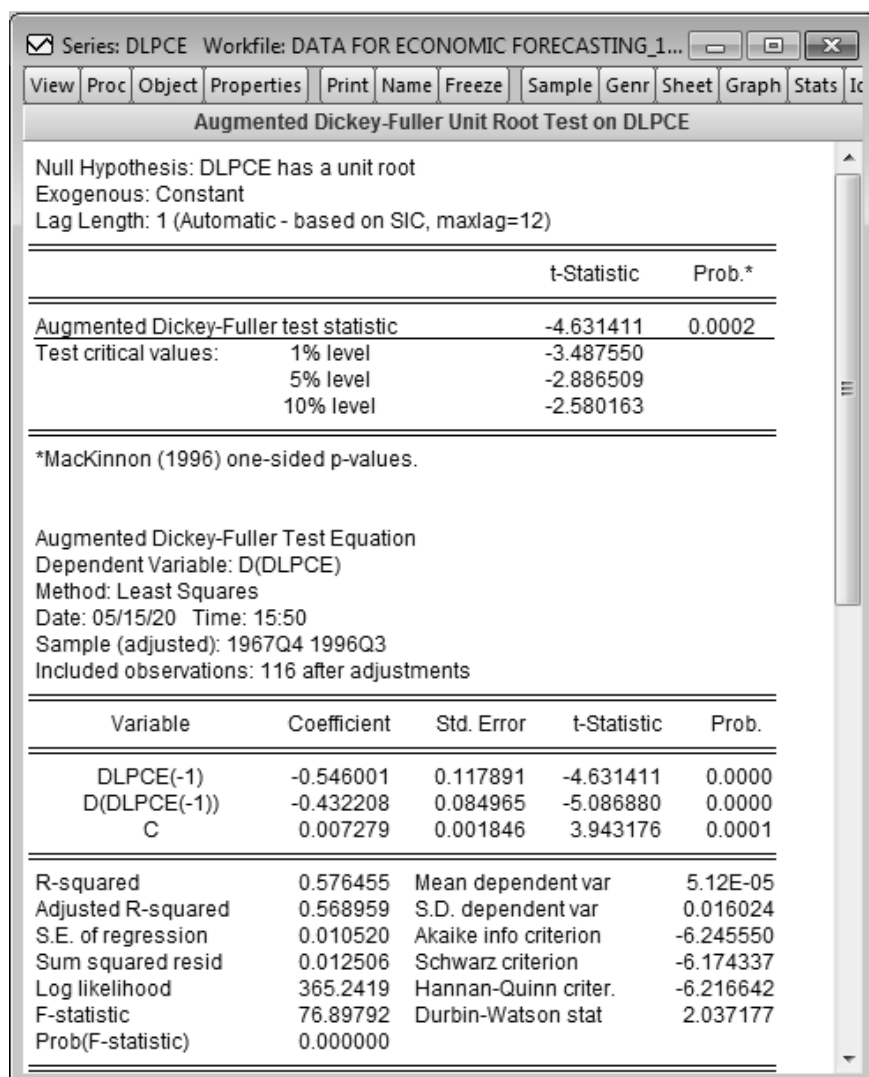
ليس هناك اختبار احصائي يتم حسابه، سوف نركز على عمود الاحتمال

”Prob“ في الشكل 12.6

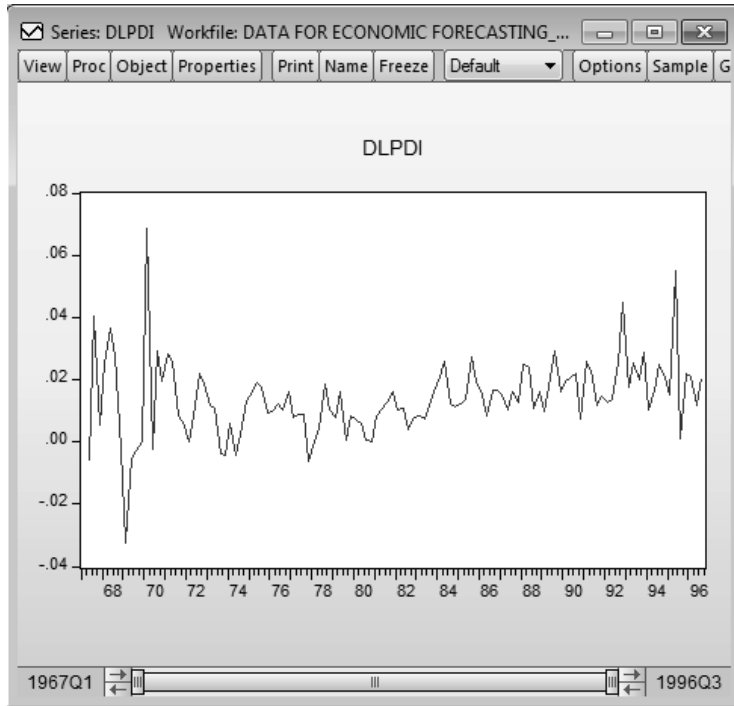
4 - قيم p-values أكبر من 0.05

5 - بما أن p-values أكبر من 0.05 فإننا نقبل فرض العدم H_0

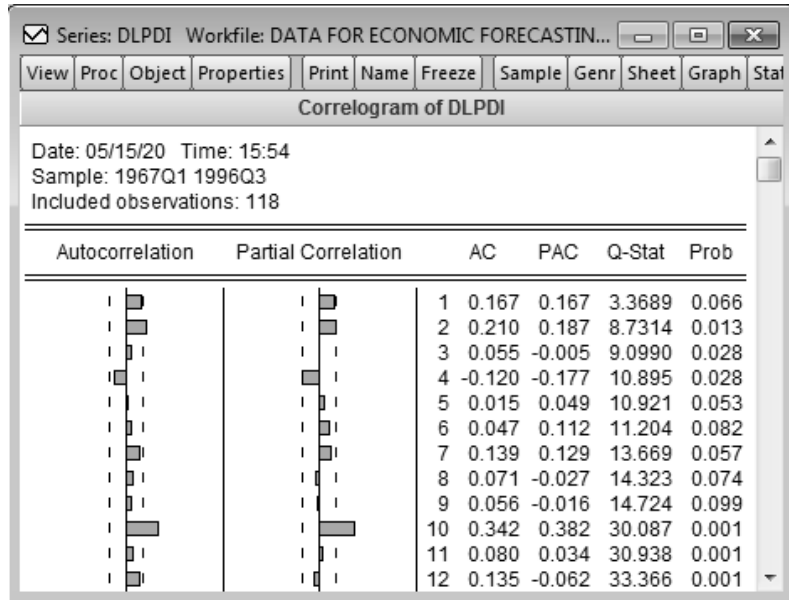
6 - نستنتج بأن سلسلة DLPDI مستقرة.



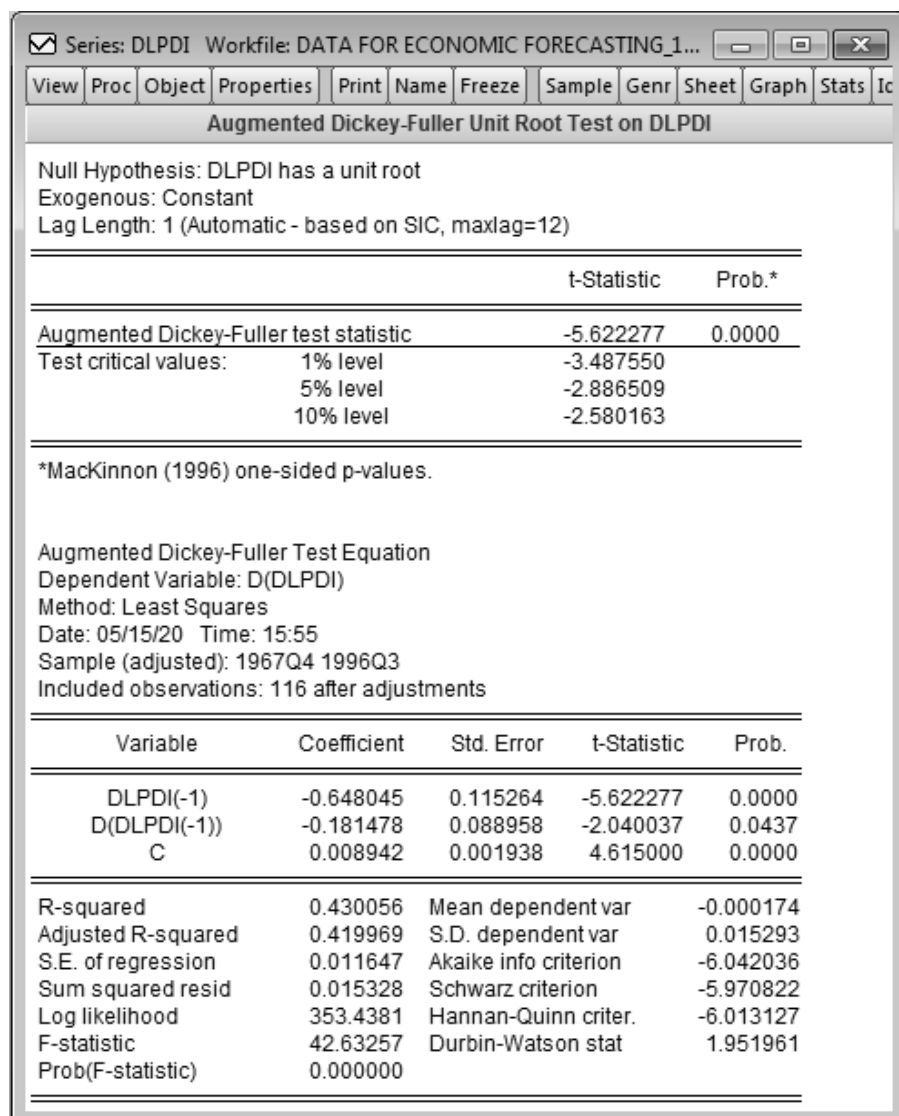
شكل 10.6 اختبار جذر الوحدة لـ DLPCE



شكل 11.6 رسم بياني للفرق الأول لـ (DLPDI)



شكل 12.6 شكل الارتباط لـ DLPDI



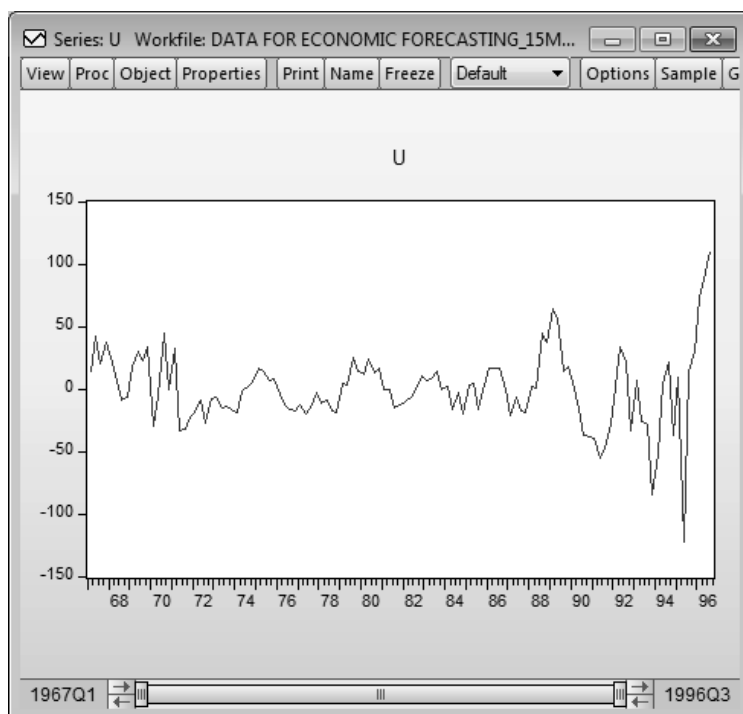
شكل 13.6 اختبار جذر الوحدة لـ DLPDI

الطريقة الرسمية

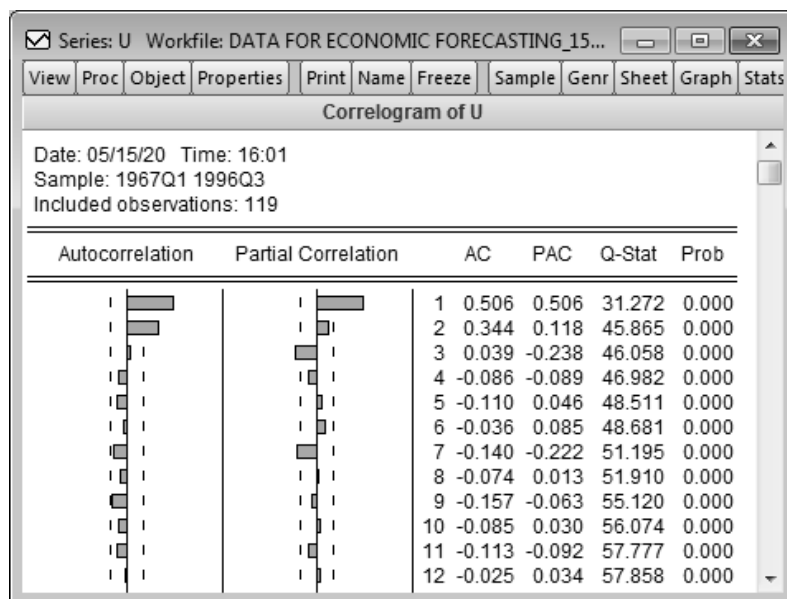
1 - H_0 : السلسلة لها جذر وحدة وليست مستقرة.

2 - H_1 : السلسلة ليس لها جذر وحدة ومستقرة.

3 - $\alpha = 5\%$ أو 0.05



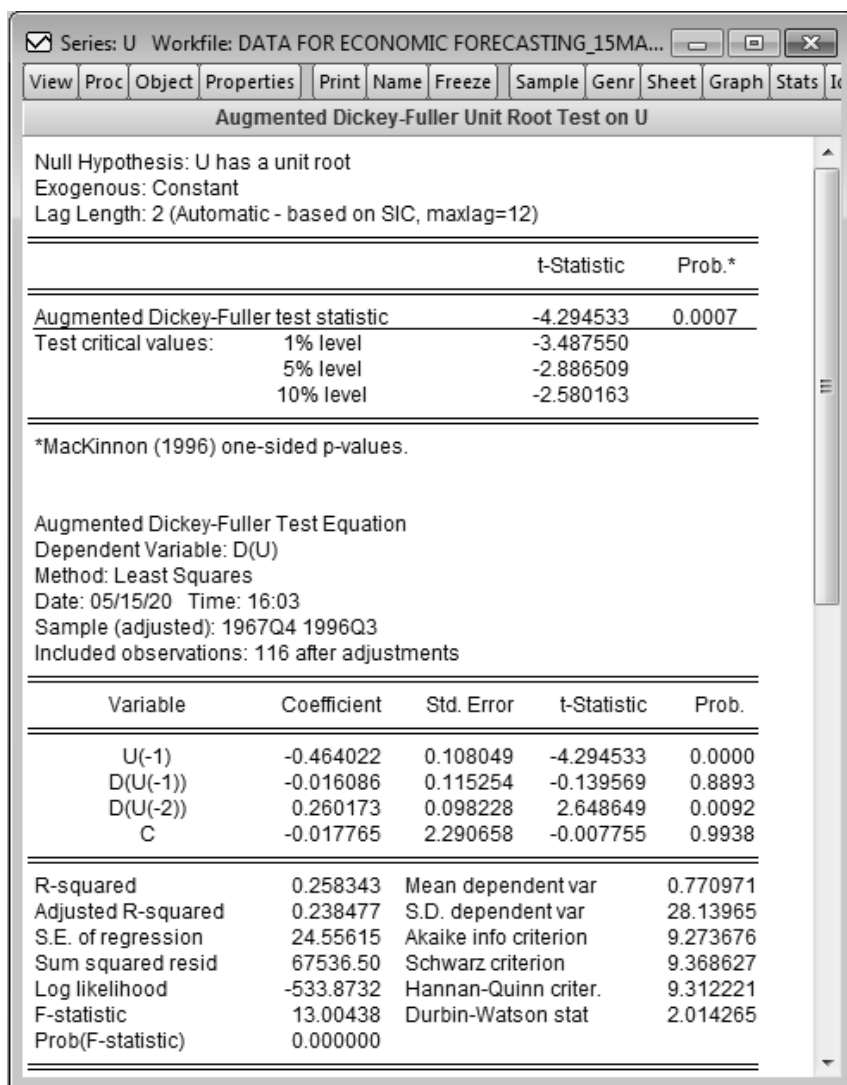
شكل 15.6 الشكل البياني للبيانات



شكل 16.6 شكل الانتشار للبيانات

شكل الارتباط للبواقي Correlogram of the residuals

1. H_0 : البواقي ليس لها جذر وحدة.
 2. H_1 : البواقي لها جذر وحدة.
 3. $\alpha = 5\%$ أو 0.05
 - ليس هناك اختبار احصائي يتم حسابه، سوف نركز على عمود الاحتمال "Prob" في الشكل 16.6.
 4. قيمة p-values أقل من 0.05
 5. بما أن $P\text{-values} < 0.05$ ، فإننا نرفض الفرضية العدم H_0 ونقبل الفرضية البديلة H_1 .
 6. نستنتج بأن سلسلة البواقي ليست مستقرة.
- The unit root test of the residual اختبار جذر الوحدة للبواقي
- 1 - H_0 : البواقي لها جذر وحدة وليست مستقرة.
 - 2 - H_1 : البواقي ليس لها جذر وحدة ومستقرة.
 - 3 - $\alpha = 5\%$ أو 0.05
 - 4 - قيمة $p\text{-values} = 0.0007$
 - 5 - بما أن $Prob = 0.0007 < 0.05$ ، فإننا نرفض الفرضية العدم H_0 ونقبل الفرضية البديلة H_1 .
 - 6 - نستنتج بأن البواقي ليس لها جذر وحدة ومستقرة.
- لقد وجدنا أنه يوجد تكامل بين السلاسل، وهذا يعني وجود علاقة طويلة الأجل بين الفروق الأولى لهاتين السلسلتين.



شكل 17.6 اختبار جذر الوحدة للبواقي

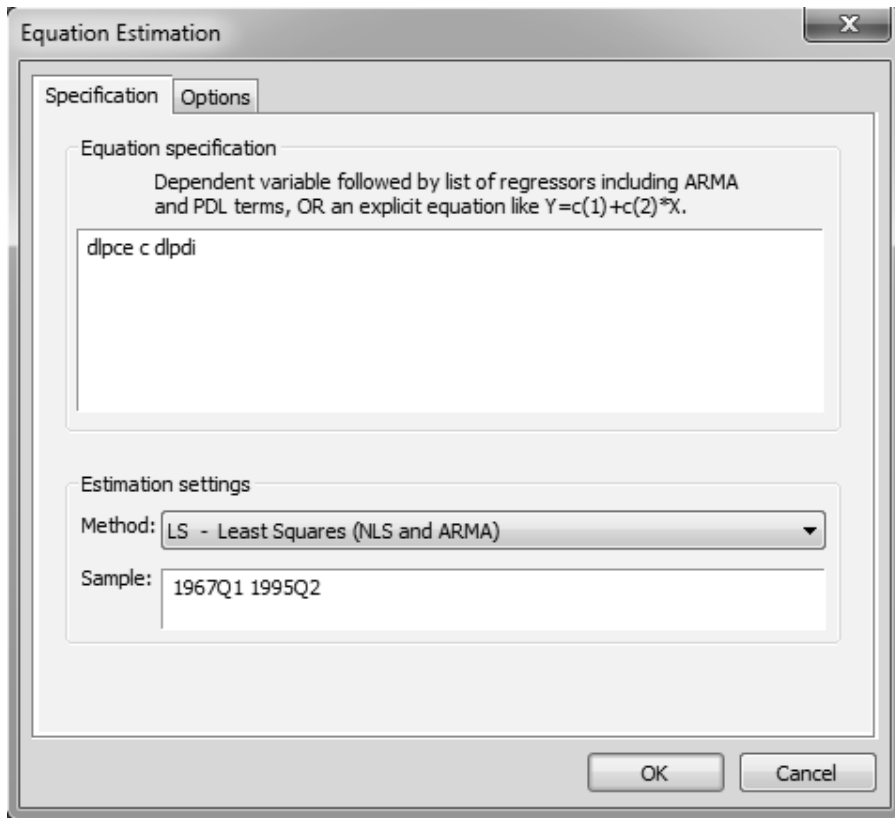
5.6 الخطوة الرابعة: نموذج التنبؤ Model Forecasting

نقوم بإجراء انحدار بين السلاسل المستقرة مع عينة مكونة من 113 مشاهدة لكل سلسلة، كما سنقوم بالاحتفاظ بالملاحظات الأربع الأخيرة لاستخدامها في عملية التنبؤ. عند قيامنا بأخذ الفرق الأول فإننا سنخسر مشاهدة واحدة، مما يجعل عدد الملاحظات ينخفض إلى 113 مشاهدة.

اذهب إلى Quick-Estimate Equation - مع تغيير حجم العينة من 1966Q3 إلى 1967Q1 إلى 1995Q2 1967Q1 - ثم انقر OK (الشكل 18.6).

نتائج الانحدار الأخير تظهر في الشكل (19.6)، حيث يمكن استخدام هذه النتائج في التنبؤ بالقيم المستقبلية لحجم الإنفاق الاستهلاكي الشخصي.

افترض أننا نرغب لمعرفة $E(PCE1996Q1 | PDI1996Q)$ ، أي قيمة المتوسط الحقيقي لحجم الانفاق الاستهلاكي الشخصي في 1996Q1 عند قيمة الدخل الإجمالي المتاح (X) لـ 1996Q1، والذي هو 0.028602 (لاحظ أن العينة المستخدمة في الانحدار مبنية على الفترة 1967Q1 - 1995Q2).



شكل 18.6 توصيف المعادلة

- أ - في فترة التقدير لدينا بيانات عن كل المتغيرات في النموذج.
- ب - في التنبؤ بعد التحقق (تنبؤات محققة خارج العينة) فنحن أيضاً لدينا معرفة مسبقة بقيم المتغير التابع والمتغيرات المستقلة (وهذه هي الفترة المحتفظ بها). وتستخدم هذه القيم لاختبار مقدرة النموذج المقدر على التنبؤ.
- ج - في فترة التنبؤ قبل التحقق نقوم بتقدير قيم المتغير التابع في فترة مستقبلية خارج نطاق فترة التقدير قد لا تتوفر لدينا أيضاً قيم مؤكدة للمتغيرات المستقلة، حيث ينبغي في مثل هذه الحالة أن نقوم بتقدير هذه القيم قبل القيام بعملية التنبؤ.

3 - تنبؤ مشروط و تنبؤ غير مشروط Conditional and unconditional forecasts:

في حالة التنبؤ المشروط نقوم بتنبؤ المتغير محل الاهتمام بناءً على قيم المتغيرات المستقلة التي يتم توقعها أو تخمينها (لا تكون معروفة على وجه الدقة). هذا النوع من التنبؤ يعرف أيضاً بتحليل السيناريوهات Scenario analysis أو تحليل التوافق Contingency analysis.

أما في حالة التنبؤ غير المشروط، فنحن لدينا معلومات مؤكدة عن المتغيرات المستقلة، عوضاً عن اختيار قيم تقديرية (اعتباطية) لها، كما هو الحال مع التنبؤ المشروط.

نقوم الآن بتقدير تنبؤ بنقطة للإنفاق الاستهلاكي لـ 1996Q1. قيمة الدخل الشخصي المتاح DLPDI لـ 1996Q1 تساوي 0.028602؛ هذه القيمة موجودة في قاعدة البيانات لهذه السلسلة DLPCEF.

من الممكن أن نلاحظ أن أفضل متوسط يمكن التنبؤ به لـ Y (1996Q1) وقيمة X المعطاه سوف يساوي:

$$\widehat{DLPCE}_t = \beta_0 + \beta_1 DLPDI_t + \epsilon_t$$

$$\widehat{DLPCE}_t = 0.007166 + 0.415718 DLPDI_t + \epsilon_t$$

$$\widehat{DLPCE}_t = 0.007166 + 0.415718 (0.020878) + \epsilon_t$$

$$\widehat{DLPCE}_t = 0.01584536$$

القيمة المتوسطة المتوقعة للإنفاق الاستهلاكي ($DLPCE$) في 1996Q1 تساوي 0.01584536، عندما تكون قيمة الدخل الشخصي المتاح ($DLPDI$) تساوي 0.020878؛ وبالرجوع إلى البيانات نلاحظ أن القيمة الفعلية لـ $DLPCE$ في 1996Q1 كانت 0.028602، وهذا يعني أن القيمة الفعلية هي أكبر من القيمة المتوقعة بمقدار (0.01275)، وهذا ما نعتبره خطأ التنبؤ (forecast error).

نحن لا نتوقع أن خط الانحدار المُقدَّر يعطي تنبؤ بالقيم الفعلية للمتغيرات التفسيرية من غير أن يكون هناك هامش للخطأ.

يمكن ملاحظة أنه إذا كان حد الخطأ في النموذج أعلاه يتبع التوزيع الطبيعي، فإن تقدير $DLPCE$ في الزمن 1996Q1، هو موزع بشكل طبيعي وبمتوسط يساوي $\beta_0 + \beta_1 DLPDI_{1996Q1}$ وبتباين يقدر بالعلاقة التالية:

$$var(\widehat{DLPCE}_{1996Q1}) = \sigma^2 \left[\frac{1}{n} + \frac{(DLPDI_{1996Q1} - \overline{DLPDI})^2}{\sum (DLPDI_i - \overline{DLPDI})^2} \right]$$

حيث أن \overline{DLPDI} يمثل الوسط الحسابي لقيم $DLPDI$ في فترة العينة 1995Q2-1967Q2، أما σ^2 فهو تباين حد الخطأ ϵ ، و n هو حجم العينة. ولأننا لا نعرف القيمة الحقيقية لـ ϵ ، فإننا نقوم بتقديرها من العينة وكما يلي:

$$\widehat{\sigma^2} = \frac{\sum e_t^2}{(n-1)}$$

باستخدام هذه المعلومات، بالإضافة إلى القيمة المعطاة لـ $DLPDI$ في 1996Q1، فإنه بالإمكان تأسيس، فترة تنبؤ وبمعامل ثقة 95% (مستوى المعنوية 5%) للقيمة الحقيقية لـ $E(DLPDI_{1996Q1})$ وكما يلي:

نفترض أن DLPCE تتمثل بـ Y:

$$\Pr \left[\hat{Y}_{1996Q1} - t_{\frac{\alpha}{2}} se(\hat{Y}_{1996Q1}) \leq E(\hat{Y}_{1996Q1}) \leq \hat{Y}_{1996Q1} + t_{\frac{\alpha}{2}} se(\hat{Y}_{1996Q1}) \right]$$

حيث أن $se(\hat{Y}_{1996Q1})$ هو الانحراف المعياري المتحصل عليه سابقاً، و α مستوى المعنوية بحيث $\alpha = 5\%$.

لاحظ أنه من أجل إيجاد حدود فترة الثقة؛ نقوم باستخدام توزيع t بدلاً من التوزيع الطبيعي، وذلك لأننا بصدد تقدير القيمة الحقيقية لتباين الخطأ. فترات الثقة المستنبطة بهذه الطريقة تعرف بنطاق (أوحزام) الثقة (confidence band).

يمكن استخدام أحد البرمجيات المتوفرة مثل Stata أو EViews لحساب حدود فترات الثقة أعلاه.

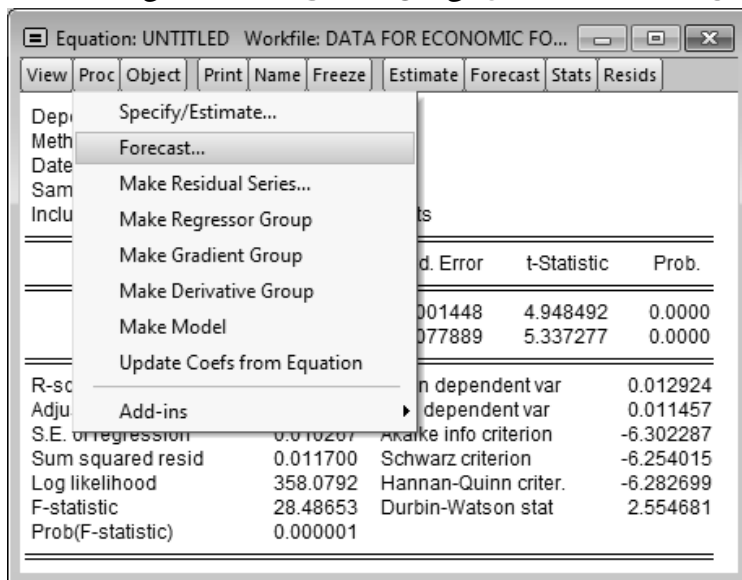
عند استخدام برنامج EViews سوف نحصل على نطاق الثقة في مثالنا باتباع الخطوات التالية:

من نتائج الانحدار اذهب إلى Proc ثم اختر Forecast كما هو موضح بالشكل 20.6، وقبل النقر على OK، قم بتغيير عينة التنبؤ من 1996Q3 إلى 1995Q2 وكما هو موضح في الشكل 21.6.

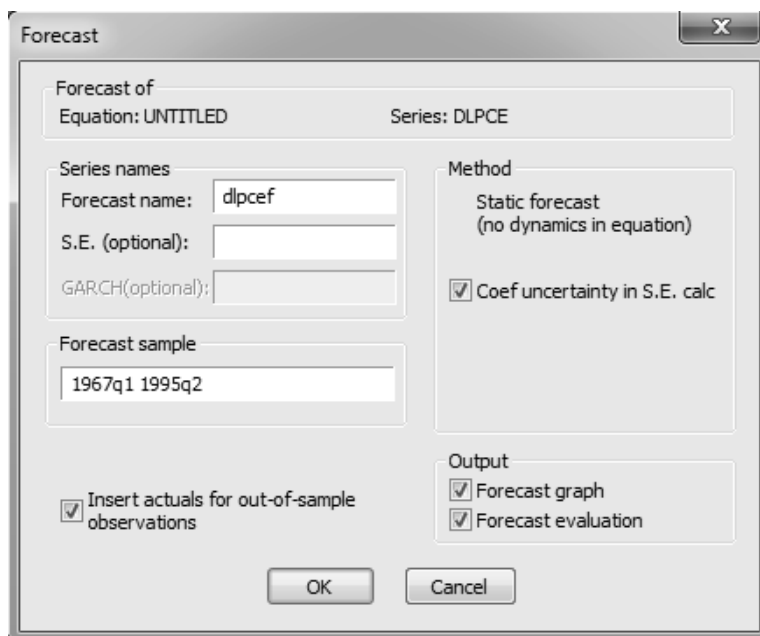
بالنقر على OK سنحصل على المخرجات الموضحة في الشكل 22.6. في هذا الشكل نلاحظ أن الخط المتصل في الشكل البياني يمثل خط الانحدار (المنحنى)، أما الخطين المتقطعين فيمثلان نطاق الثقة 95% لخط الانحدار.

الجدول المكمل يعطي بعض المقاييس لجودة التنبؤ والتي تتضمن: الجذر التربيعي لمتوسط مربعات الخطأ (Root mean square error)، متوسط القيم المطلقة للخطأ (Mean absolute error)، متوسط نسب القيم المطلقة للخطأ (Mean absolute percentage error)، ومعامل عدم التساوي لثايل (Theil inequality coefficient). إن قيمة معامل عدم التساوي لثايل ينبغي أن تقع ما بين الصفر والواحد صحيح؛ فإذا كانت القيمة قريبة من الصفر، فإن ذلك مؤشر

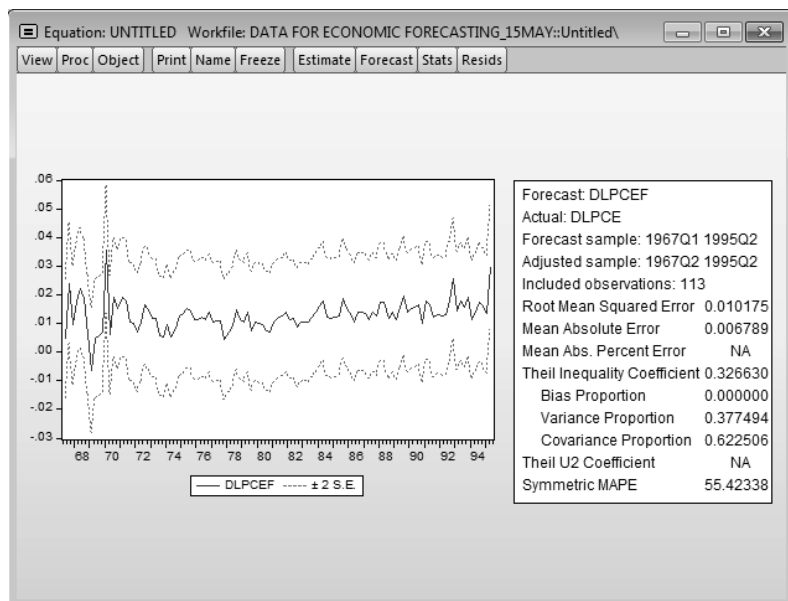
على ارتفاع مقدرة النموذج على التنبؤ. إن مقاييس أداء أو جودة التنبؤ هي مفيدة عند المقارنة بين اثنين أو أكثر من طرق التنبؤ، كما سنناقش ذلك لاحقاً.



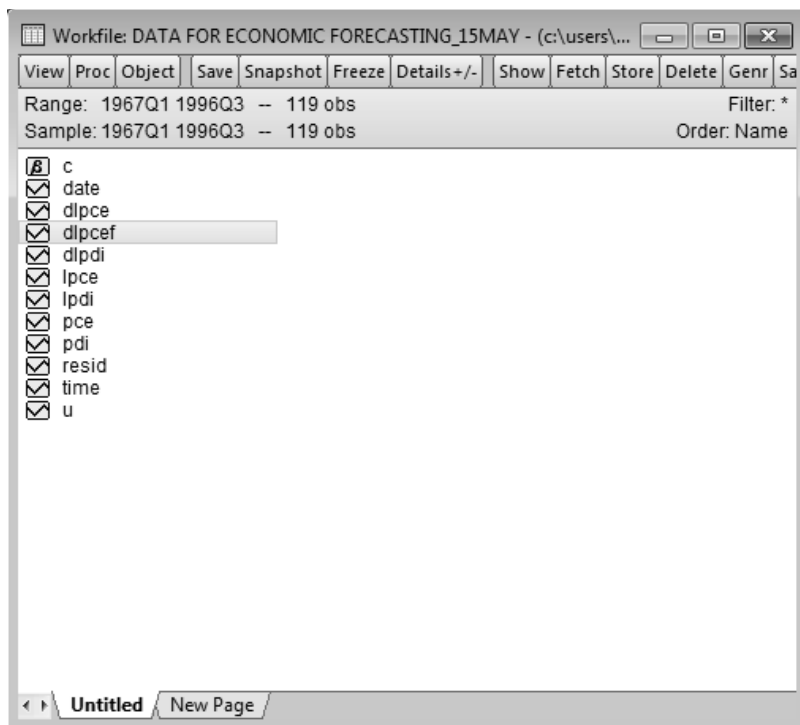
شكل 20.6 خيارات التنبؤ



شكل 21.6 تحديد خصائص التنبؤ



شكل 22.6 الشكل البياني للبيانات الحقيقية في مقابل البيانات المتنبأ بها.



شكل 23.6 مجموعات البيانات

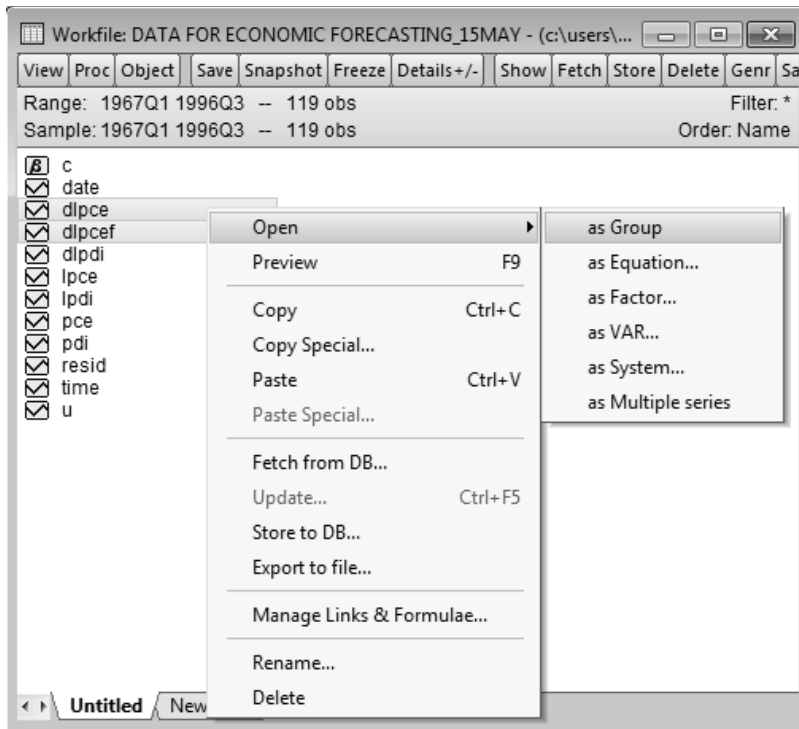
الخطوة الخامسة: الرسم البياني المشترك للمتغير التابع وقيمته المتوقعة المتنبأ بها

برنامج EViews يقوم وبشكل تلقائي بإنتاج DLPCEF في ملف العمل كما هو موضح في الشكل 23.6.

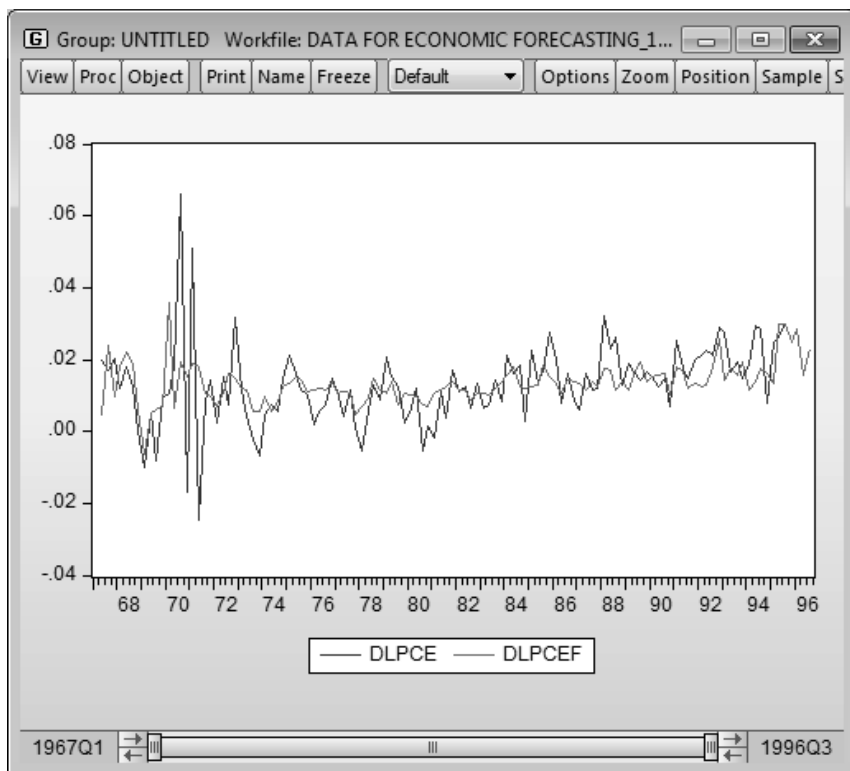
بإمكاننا الآن عمل رسم بياني مشترك لـ DLPCE و DLPCEF باتباع الخطوات التالية (الشكل 24.6):

من نافذة المتغيرات في EViews قم بفتح مجموعات البيانات للمتغيرين (تحديد ثم اختر open as group)، يعد ذلك اذهب إلى View اختر Graph- Line & Symbol وانقر OK (الشكل 25.6).

الجزء الأيمن من الرسم البياني المشترك في حالات عديدة التنبؤات وهي تتحرك في اتجاهات مختلفة، معاكسة أحياناً لحركة DLPCE.



شكل 24.6 انتاج الأشكال البيانية للتنبؤات



شكل 25.6 الاشكال البيانية للتنبؤات في EViews

الخطوة السادسة: إضافة الارتباط الذاتي لحد الخطأ

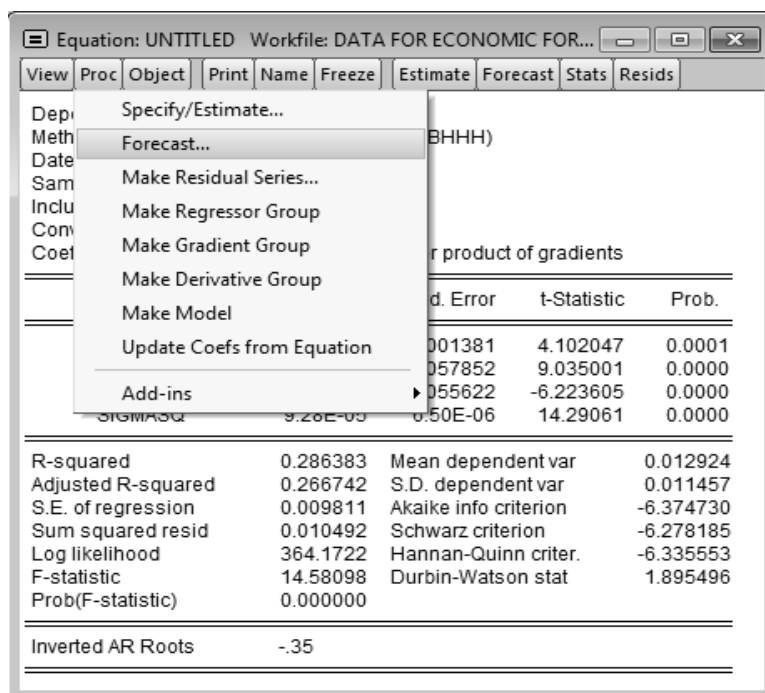
Adding autocorrelation of the error term

عند استخدام EViews فإنه من الممكن تقدير النموذج الأصلي بالسماح بوجود ارتباط ذاتي في حد الخطأ، فعلى سبيل المثال، إذا افترضنا أن حد الخطأ يتبع مخطط ارتباط ذاتي من الدرجة الأولى [AR(1)] والذي سبق مناقشته في تحليل السلاسل الزمنية كما يلي:

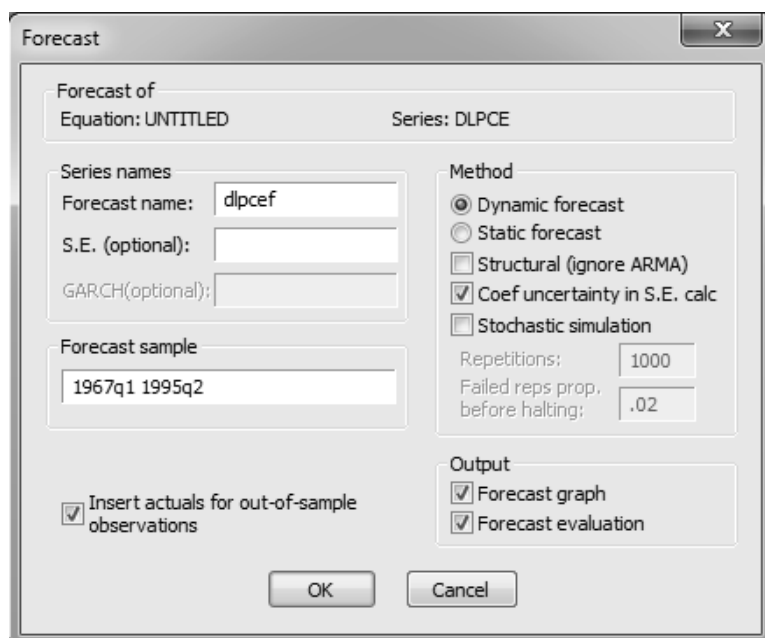
$$\varepsilon_t = \rho \varepsilon_{t-1} + u_t ; -1 \leq \rho \leq 1$$

حيث أن ρ هو معلمة الارتباط الذاتي (من الدرجة الأولى)، و u_t هو حد الخطأ والذي يعتبر عملية تغيرات عشوائية بحتة (white noise error term).

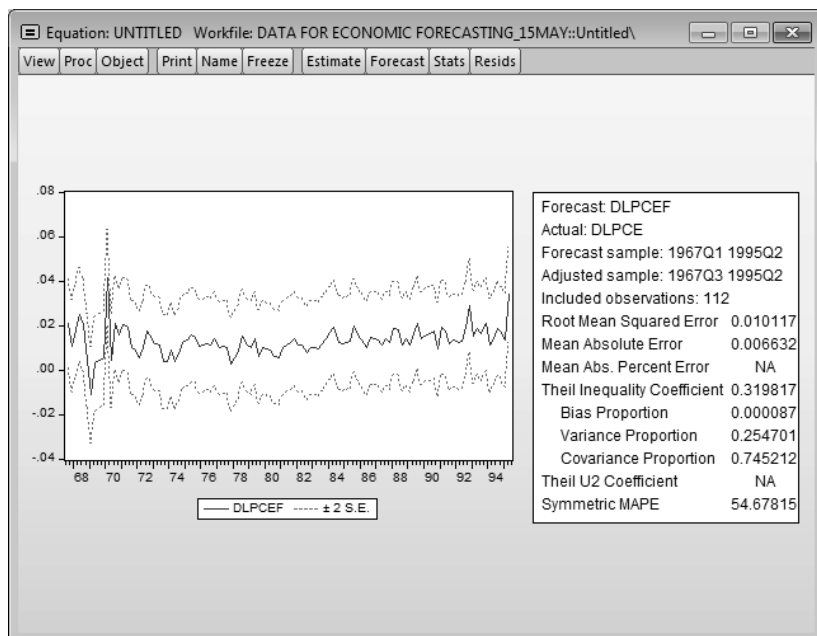
في EViews اختر Quick-Estimate Equation ثم اكتب ما يلي:



شكل 27.6 خيارات التنبؤ



شكل 28.6 تحديد خصائص التنبؤ



شكل 29.6 البيانات المتنبأ بها مقابل البيانات الحقيقية

نتحصل على نطاق ثقة (95%) لخط الانحدار المقدر. وبمقارنة هذه النتائج مع النتائج المناظرة أعلاه، سنتمكن من اتخاذ قرار حول أي من هذه النماذج هو الأفضل للتنبؤ. وللوصول إلى ذلك القرار ينبغي أن نقارن بين قيم معلمة عدم التساوي لثايل (Theil inequality coefficient) لكلا النموذجين، بحيث أن النموذج ذو الأقل قيمة والقريبة من الصفر هو الأفضل:

1 - معلمة عدم التساوي لثايل في النموذج السابق تساوي 0.326630

2 - معلمة عدم التساوي لثايل في النموذج اللاحق تساوي 0.319817

ومن ذلك نستنتج أن النموذج الأخير هو أفضل من النموذج السابق من حيث القدرة على التنبؤ.

التنبؤ الاقتصادي باستخدام نموذج ARIMA

طريقة Box-Jenkins (BJ) لنمذجة السلاسل الزمنية تتضمن استنباط التحركات (الأنماط) المتنبأ بها من البيانات المنظورة من خلال سلسلة من التكرارات. منهجية Box-Jenkins أحادية المتغير هي في الأساس أداة للتنبؤ، ولا تقدم تفسيرات لأسباب التغير، وذلك لغياب نوعية المتغيرات المفسرة (المستقلة) في النموذج.

إن طريقة (BJ) تتبع أسلوب محدد يشتمل على ثلاثة خطوات:

- توصيف (تعريف) النموذج **Model identification**: يتم تحديد فئة معينة من نموذج BJ باستخدام إحصاءات محسوبة من تحليل البيانات التاريخية.
- تقدير وتشخيص النموذج **Model estimation and verification**: عند الانتهاء من توصيف النموذج، يتم تقدير "أفضل نموذج" بحيث تكون القيم المقدرة أقرب ما يمكن لالتقاط النمط الموجود في البيانات الحقيقية.
- التنبؤ **Forecasting**: النموذج النهائي المفضل سوف يُستخدم للتنبؤ بالسلسلة الزمنية ولتطوير فترات الثقة التي تقيس عدم اليقين المرتبط بالتنبؤات.

1.7 منهجية Box-Jenkins

الغرض من منهجية BJ للتنبؤ هو تحليل الخصائص الاحتمالية والعشوائية لسلسلة زمنية اقتصادية بمفردها، فهي تختلف تماماً عن عمليات صياغة نماذج الانحدار التقليدية والتي فيها، على سبيل المثال، يتم تفسير المتغير التابع Y_t بعدة متغيرات مستقلة مثل: $(X_1, X_2, X_3, \dots, X_k)$. فطريقة BJ تسمح

للمتغير التابع Y_t أن يكون مفسراً بالقيم الماضية أو المتباطئة لقيم Y_t نفسه وبالقيم الحالية والمتباطئة للبواقي u_t . يفترض في حد الخطأ u_t أن يتبع عملية تغيرات عشوائية بحتة (White noise error term)، بمتوسط يساوي صفر وبتباين ثابت.

إن منهجية BJ تتضمن عدة طرق للتنبؤ بالسلاسل الزمنية، وسنقوم باستعراض هذه الطرق المختلفة بشكل عام مع بعض الأمثلة التطبيقية. هذه المنهجية تقوم على افتراض أن السلاسل الزمنية محل الدراسة هي سلاسل مستقرة.

النموذج الأول: نموذج الانحدار الذاتي The Autoregressive (AR) Model
إذا كان لدينا النموذج التالي:

$$Y_t = \beta_0 + \beta_1 Y_{t-1} + \beta_2 Y_{t-2} + \dots + \beta_p Y_{t-p} + u_t$$

نفترض أن u_t يتبع عملية تغيرات عشوائية بحتة (White noise error term). هذا النموذج يسمى نموذج انحدار ذاتي من الدرجة p ، أي $AR(p)$. النموذج يتضمن انحدار Y في الزمن t على قيمه متباطئة بمقدار p من الفترات الزمنية الماضية. قيمة p سوف تحدد من خلال معايير مختلفة مثل معيار Akaike information criterion.

النموذج الثاني: نموذج المتوسط المتحرك The Moving Average (MA) Model
هذا النموذج يمكن صياغته في المعادلة التالية:

$$Y_t = C_0 + C_1 u_t + C_2 u_{t-1} + \dots + C_q u_{q-1}$$

حيث أن المتغير التابع Y_t ، يعتمد على قيمة المتوسط المرجح أو المتحرك لحدود الخطأ (White noise error terms) الحالية والماضية. يعرف هذا النموذج اختصاراً بنموذج $MA(q)$ ، ويتم تحديد قيمة q تجريبياً.

النموذج الثالث: نموذج انحدار ذاتي ومتوسط متحرك

The Autoregressive Moving Average (ARMA) Model

عندما نقوم بدمج نموذج AR مع نموذج MA فإننا نقوم بصياغة نموذج

جديد يسمى نموذج $ARMA(p, q)$ ، حيث سيكون لدينا p من حدود الانحدار ذاتي، و q من حدود المتوسطات متحركة. مرة أخرى، يتم تحديد قيم p و q تجريبياً.

النموذج الرابع: نموذج انحدار ذاتي ومتوسط متحرك متكامل

The Autoregressive Integrated Moving Average (ARMA) Model

إن منهجية BJ تستند على افتراض أن السلسلة الزمنية محل الدراسة ينبغي أن تكون مستقرة أو يمكن جعلها مستقرة عن طريق أخذ الفروق لها مرة واحدة أو أكثر. إن استخدام هذا المدخل يطلق عليه اختصاراً نموذج $ARIMA(p, d, q)$ ، حيث أن d تعبر عن عدد المرات التي يجب فيها أخذ فروق للسلسلة الزمنية لجعلها مستقرة. إذا كانت السلسلة في الأصل مستقرة، فإن نموذج $ARIMA(p, d, q)$ سيصبح بالضرورة نموذج $ARMA(p, q)$.

$$Y_t = \beta_0 + \beta_1 Y_{t-1} + \beta_2 Y_{t-2} + \dots + \beta_p Y_{t-p} + C_1 u_{t-1} + C_2 u_{t-2} + \dots + C_q u_{t-q} + v_t$$

2.7 نموذج ARIMA

تشتهر نماذج BJ بكونها نماذج انحدار ذاتي ومتوسط متحرك متكامل (ARIMA). أما المنهجيات المستخدمة لحل معاملات نماذج ARIMA فتتطلب إجراء الكثير من العمليات الحسابية. لذلك، ولغرض الاستعمال العملي، فإننا في حاجة للاستعانة بحزم البرامج الإحصائية المتاحة والمواكبة للأساليب المتطورة المستخدمة في توصيف وتقدير وتشخيص نماذج ARIMA.

منهجية ARIMA تطبق على البيانات المستقرة. سوف نستخدم الرمز Z_t لبيانات مستقرة في الزمن t ، حين أن Y_t تمثل قيمة المعطيات غير المستقرة في ذلك الزمن، وبذلك، فإن عملية ARIMA تأخذ في الاعتبار النماذج الخطية ذات الصياغة التالية:

$$Z_t = \mu + \phi_1 Z_{t-1} + \phi_2 Z_{t-2} + \dots - \theta_1 e_{t-1} - \theta_2 e_{t-2} - \dots + e_t$$

حيث أن Z_t و Z_{t-1} تعبر عن نقاط البيانات المستقرة، في حين أن e_t و e_{t-1} تمثل قيم الأخطاء المتنبأ بها في الزمن الحاضر والماضي، أما $\mu, \phi_1, \phi_2, \dots$

$\theta_1, \theta_2, \dots$ فهي معاملات النموذج المراد تقديرها.

- إذا كان النموذج الناجح يشمل فقط θ_1 ، أي أن يكون على الشكل التالي:

$$Z_t = \mu + \theta_1 Z_{t-1} + e_t$$

فإن السلسلة الزمنية يقال بأنها تتبع عملية انحدار ذاتي من الرتبة الأولى، أو $AR(1)$. وستكون θ_1 هي معلمة الانحدار الذاتي لهذا النموذج والتي تصف مقدار أثر تغير Z_{t-1} بمقدار وحدة واحدة على Z_t . وبالمثل فإن النموذج التالي:

$$Z_t = \mu + \theta_1 Z_{t-1} + \theta_2 Z_{t-2} + \dots + \theta_p Z_{t-p} + e_t$$

يطلق عليه عملية الانحدار الذاتي ذات برتبة p ، ويرمز له بـ $AR(p)$.
مجموع المعلمات θ_i ، ($i = 1, 2, \dots, p$)

لعملية الانحدار الذاتي ينبغي أن يكون أقل من الواحد صحيح.

- إذا كان النموذج الناجح يشمل فقط θ_1 أي أن يكون على الشكل التالي:

$$Z_t = \mu - \theta_1 e_{t-1} + e_t$$

فإنه من الممكن القول أن السلسلة الزمنية تتبع عملية متوسط متحرك من الرتبة الأولى، يكتب اختصاراً كـ $MA(1)$. وهنا θ_1 هي معلمة المتوسط المتحرك. وبصورة مماثلة فإن النموذج التالي:

$$Z_t = \mu - \theta_1 e_{t-1} - \theta_2 e_{t-2} - \dots - \theta_p e_{t-p} + e_t$$

يطلق عليه نموذج المتوسط المتحرك من الرتبة q ، أو $MA(q)$.

- توصف النماذج التي تتضمن كلاً من عمليات انحدار ذاتي ومتوسط متحرك، بالنماذج المختلطة (mixed models). فإذا كانت النماذج المختلطة تحتوي على عملية انحدار ذاتي من الرتبة (1) و عملية متوسط متحرك من الرتبة (2)؛ فإننا سنكتب النموذج على النحو التالي $ARIMA(1, 2)$ ويأخذ الصيغة التالي:

$$Z_t = \mu + \phi_1 Z_{t-1} - \theta_1 e_{t-1} - \theta_2 e_{t-2} + e_t$$

في حالة أخذ الفروق من أجل الحصول على سلسلة زمنية مستقرة؛ فإن النموذج يطلق عليه نموذج متكامل ويرمز له بـ $ARIMA(p,d,q)$. حيث أن المعلمة الوسطى d هي ببساطة عدد مرات أخذ الفروق للحصول على الاستقرار. فمثلاً، إذا كانت السلسلة Z_t في المعادلة أعلاه استقرت بعد أخذ الفروق لمرتين؛ فإن النموذج سيكتب كـ $ARIMA(1,2,2)$.

3.7 الانحدار الذاتي Autocorrelations

من أجل التعرف على النموذج الملائم والذي يصف السلسلة الزمنية محل الدراسة بشكل دقيق؛ ينبغي الاستعانة بمجموعتين من الإحصاءات وهما: الارتباط الذاتي (AC)، والارتباط الذاتي الجزئي (PAC). فكلاهما يقيس الاعتماد المتبادل بين المشاهدات ويأخذان قيمة تتراوح ما بين ± 1 ، وذلك على حسب نمط العلاقة. فعلى سبيل المثال، إذا كانت قيم السلسلة الزمنية التي هي أعلى من قيمة المتوسط للسلسلة يتبعها مباشرةً قيمة أقل من المتوسط؛ فإن كلاً من AC و PAC ستكون سالبة. وهذا ما يمكن تسميته بالانحدار الذاتي السالب.

1.3.7 دوال الانحدار الذاتي Autocorrelation Functions (ACF)

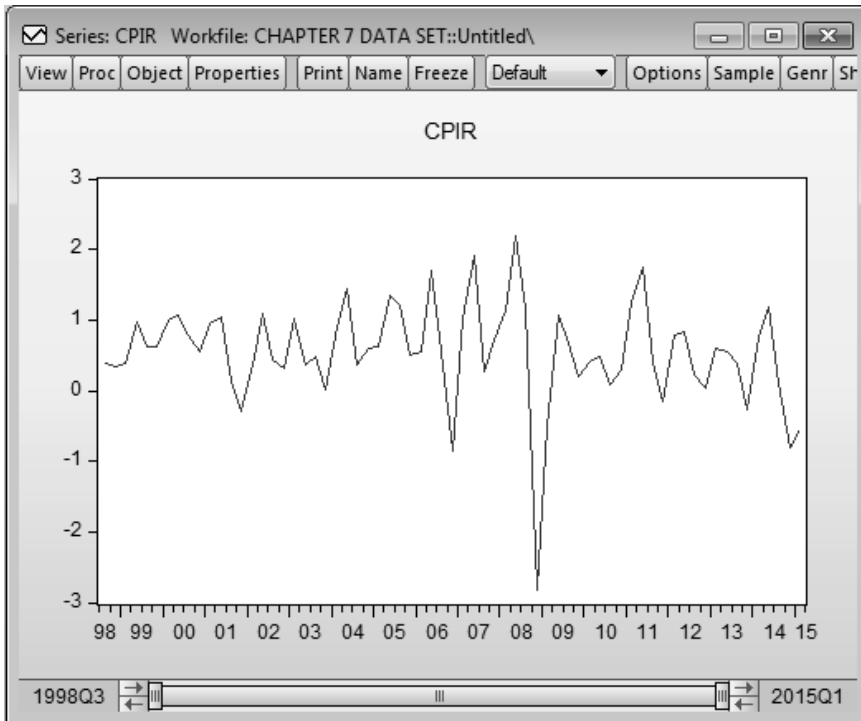
تقدم معالم الانحدار الذاتي AC's مقياس رقمي للعلاقة ما بين قيم معينة للسلسلة الزمنية وقيم أخرى في نفس السلسلة الزمنية. أي أنها تقيس العلاقة (الارتباط) للمتغير مع نفسه خلال الزمن. يمكن حساب AC's بشكل طبيعي عند المتباطئات المختلفة. فعلى سبيل المثال إذا كان لدينا عدد n من المشاهدات (Z_1, Z_2, \dots, Z_n) ، فيمكن صياغة عدد $(n - 1)$ من أزواج المشاهدات $((Z_1, Z_2), (Z_2, Z_3), \dots, (Z_{n-1}, Z_n))$. إذا اعتبرنا أن المشاهدات الأولى في كل زوج كمتغير أول والمشاهدة الثانية كمتغير ثانٍ؛ فيمكن حينئذٍ حساب معامل ارتباط بيرسون (Pearsonian correlation coefficient)، وكما في مثالنا عن البيانات في الشكل 1.7، نحسب معامل الارتباط عند تباطؤ أسبوع واحد.

فهذا يقيس الارتباط ما بين المشاهدات المتتالية (بين كل مشاهدة والتي تليها) ويسمى بمعامل الانحدار الذاتي من الرتبة الأولى. وبنفس الطريقة، يمكننا حساب الارتباط بين المشاهدات عند تباعد بين المشاهدات بمقدار k ، ويطلق عليها حينئذٍ معامل ارتباط ذاتي من الرتبة k .
على سبيل المثال، اعتبر أن لدينا البيانات التالية:

51,52,54,60,55,61,62,66,60,62,66 ...

يمكن حساب معامل الارتباط من الرتبة الأولى باستخدام الصيغة القياسية لمعامل ارتباط بيرسون بتضمين أزواج البيانات التالية:

(51,52) (52,54) (54,60), (60,55), ...



شكل 1.7 الرسم البياني لسلسلة CPIR

يمكن حساب معامل الارتباط الذاتي من الرتبة الثانية باستخدام الأزواج التالية:

... (60,61) (54,55) (52,60) (51,54)

بالاستعانة بترميز المعطيات وبجعل r_k تعبر عن الانحدار الذاتي ما بين Z_t و Z_{t-1} ؛ فإن r_4 ، على سبيل المثال، هو الارتباط الذاتي ما بين Z_t و Z_{t-4} . عندما يتم حساب AC's للمتباطئات lag 1، و lag 2، و lag 3 وهكذا، فإنها تمثل بياناً (r_k مقابل k) للحصول على ما يسمى بدالة الانحدار الذاتي للعينة (ACF) أو شكل الارتباط (correlogram). هذا الشكل يستخدم لتحديد ما إذا كانت السلسلة مستقرة أم لا، كما يساعد أيضاً في التعرف على نموذج ARIMA التجريبي.

إذا كانت السلسلة غير مستقرة كنتيجة لوجود اتجاه تصاعدي، فإن القراءات المتباطئة ستكون مرتبطة ذاتياً. أما إذا كانت السلسلة مستقرة فإن الارتباطات الذاتية ستكون جميعها مساوية للصفر (مؤشر على أن الخطأ عشوائي)، وذلك ينبغي أن يكون من خصائص الـ ACF للبيانات المستقرة. من أجل اختبار ما إذا كانت معلمة الارتباط الذاتي إحصائياً مساوية للصفر فإننا نستخدم إحصائية t للعينات الكبيرة - السلاسل الزمنية الاقتصادية ذات المغزى ينبغي أن تنطوي على عينات بحجم كبير من المشاهدات. عند وجود عدد كبير من المشاهدات بشكل كافٍ ونرغب في اختبار الفرضية التي تقول أن معامل الارتباط الذاتي لمجتمع الدراسة (p_k) عند فترة تباطؤ k ، يساوي صفر. أي اختبار أن:

$$H_0 : p_k = 0 \quad \text{في مقابل} \quad H_1 : p_k \neq 0$$

سوف نتبنى منهجية الإحصائي Bartlett الذي أظهر أنه إذا الفرض الصفري أعلاه صحيح (أي السلسلة عشوائية بحتة)، فإن الارتباط الذاتي للعينة عند تباطؤ k ، r_k ، سيكون موزع بشكل طبيعي تقريباً بمتوسط صفر وتباين كما يلي:

$$Var(r_k) = n^{-1}\{1 + 2(r_1^2 + r_2^2 + r_3^2 + \dots + r_{k-1}^2)\}$$

إحصائية الاختبار هي:

$$\frac{r_k}{SD \text{ of } r_k}$$

والتي هي موزعة مثل إحصائية الاختبار t وبدرجات حرية $n-2$. وبما أن توزيع t هو توزيع طبيعي مقارب؛ فإن حدود المناطق الحرجة للاختبار أعلاه ستكون عادة عند ± 1.96 (± 2).

على سبيل المثال، افترض أن لدينا مجموعة بيانات مكونة 8 قراءات، والانحدار الذاتي عند فترة تباطؤ 1 و 2 هي على التوالي $r_1 = -0.412$ ، $r_2 = -1.343$ ونرغب في اختبار إذا ما كانت معلمة الارتباط الذاتي من الرتبة الثانية تختلف معنوياً عن الصفر؛ أي اختبار:

$$H_0 : p_2 = 0 \quad \text{في مقابل} \quad H_1 : p_2 \neq 0$$

في هذه الحالة يمكننا حساب ما يلي:

$$Var(r_2) = 8^{-1}\{1 + 2(-0.412)^2\} = 0.1674$$

وبذلك فإن SD لـ r_2 يساوي 0.4092

إحصائية الاختبار تحت الفرضية H_0 ستكون:

$$\frac{-0.343 - 0}{0.4092} = -0.838$$

هذه القيمة هي بعيدة جداً عن حدود المنطقة الحرجة لـ t ($n-2 = 6$). لذلك فإننا لا نستطيع رفض فرض العدم H_0 ونستنتج من ذلك أن ρ_k تساوي صفر. ومن الممكن أيضاً إظهار أن معامل الارتباط الذاتي من الرتبة الأولى هو أيضاً غير معنوي إحصائياً.

الخطوط الأفقية في الشكل البياني لـ ACF تمثل حدود الثقة (95%) لمعاملات الانحدار الذاتي r_k ، وفقاً لصيغة التباين المقدمة من Bartlett عن طريق المعادلة $Var(r_k)$ أعلاه، وهي تستخدم كمؤشر على المعنوية الإحصائية للارتباطات الذاتية.

تجدر الإشارة إلى أنه في حالة تأكد الباحث من استقرار السلسلة الزمنية، فإن الـ (r_k) في صيغة التباين لـ Bartlett، ستكون مساوية للصفر (نظرياً). هذا يقودنا إلى الاستعانة بصيغة Quenouille لتباين r_k في حالة البيانات المستقرة، وكما يلي:

$$Var(r_k) = n^{-1}$$

أغلب برامج الكمبيوتر بما فيها EViews تحتوي على كلا الصيغتين لحساب التباين (Bartlett و Quenouille) ضمن الخيارات المتاحة. من الممكن إظهار أن الانحدار الذاتي للنموذج AR(1) سيمثل نظرياً كالتالي:

$$r_k = \phi_1^k$$

عندما تكون السلسلة مستقرة، فإن مجموع معلمات AR :

$$\phi_1 + \phi_2 + \phi_3 \dots$$

ستكون أقل من الواحد. في حالة نموذج AR(1) فهذا يعني أن ϕ_1 سيكون أقل من الواحد، لذلك، فإن معلمات الانحدار الذاتي (AC's) سوف تنخفض في قيمها المطلقة عند زيادة فترات التباطؤ، أي أنه سيكون

$$\phi_1^2 > \phi_2^2 > \phi_3^2 > \dots \phi_k^2$$

وهذا ببساطة يعبر عن حقيقة أن العلاقة تصبح ضعيفة كلما نعود لفترات ماضية في الزمن، إضافةً إلى انخفاض الانحدارات الذاتية بشكل متسارع.

يمكن أن نبين أن معالم الانحدار الذاتي لعملية المتوسط المتحرك من الرتبة 1، MA(1)، نظرياً ستكون:

$$r_k = \frac{-\theta_1}{1 + \theta_1^2} \text{ for } k = 1$$

$$r_k = 0 \text{ for } k = 2$$

2.3.7 دوال الانحدار الذاتي الجزئي (Partial Autocorrelation Functions (PACF)

ترتبط معالم الانحدار الذاتي الجزئي PAC's بشكل وثيق بمعالم الانحدار الذاتي AC's وتأخذ قيم ما بين -1 و 1. التمثيل البياني لـ PAC's مقابل التباطؤ

k يطلق عليه دالة الانحدار الذاتي الجزئي (PACF). الانحدار الذاتي الجزئي هو مقياس للعلاقة بين متغيرين عندما يتم تثبيت أو إزالة تأثير المتغيرات الأخرى. في حالة البيانات الزمنية فإن r_{kk} هي تمثل الانحدار الذاتي الجزئي ما بين Z_t و Z_{t-k} عندما يتم إزالة أثر المتغيرات المتدخلة Z_{t-1} ، Z_{t-2} ، ...، Z_{t-k+1} . الهدف من هذا التكييف هو معرفة ما إذا كان الارتباط ما بين Z_t و Z_{t-k} هو محصلة لهذه المتغيرات المتدخلة أم أن هناك عامل آخر هو ما سبب العلاقة. إن التعرف على سلوك PAC's وسلوك AC's في السلاسل الزمنية المستقرة (كما سنناقش في القسم التالي)، سوف يساعد في تحديد نموذج ARIMA التجريبي. المعادلة المستخدمة في صياغة معلمة الانحدار الذاتي الجزئي هي معقدة جداً ولكن القيم الرقمية تحسب عن طريق البرامج الإحصائية المتوفرة. لقد أظهر Quenouille أن:

$$Var(r_{kk}) = n^{-1}$$

لذا من الممكن اختبار الفرضية التالية:

$$H_0 : p_{kk} = 0 \quad \text{في مقابل} \quad H_1 : p_{kk} \neq 0$$

على سبيل المثال، افترض أن ($r_{33} = -0.0318$) بناءً على ثمان مشاهدات، وهو الارتباط بين Z_t و Z_{t-3} عند إزالة تأثيرات كل من Z_{t-1} و Z_{t-2} . وهنا مرة أخرى فإن الإحصائية موزعة حسب توزيع t:

$$\frac{r_{kk}}{SD \text{ of } r_{kk}} = -\frac{0.318}{0.354} = -0.898$$

وهي غير معنوية وبذلك لا يمكننا رفض فرض العدم بأن p_{kk} تساوي صفر. مرة أخرى، في حالة العينات الكبيرة فإن حدود المنطقة الحرجة للاختبار أعلاه ستكون عادة عند ± 1.96 (± 2). إذا كانت البيانات مستقرة، فإن الانحدار الذاتي الجزئي ينبغي (نظرياً) أن يساوي صفر. الخطوط الأفقية في الشكل البياني تمثل حدود الثقة (95%)، وفي حالة أن خطوط PAC's فشلت في الاختفاء ما دون حدود الثقة؛ فهذا مؤشر على أن البيانات غير مستقرة.

3.3.7 أنماط دالة الانحدار الذاتي ودالة الانحدار الذاتي الجزئي

يمكننا استخدام كل من دالة الارتباط الذاتي ACF ودالة الارتباط الذاتي الجزئي PACF للتعرف على الأنماط التي تعكس خصائص المتوسط المتحرك (MA)، والانحدار الذاتي (AR)، والنموذج المختلط (ARMA)، بعد التأكد من توافر شروط استقرار السلسلة. تجدر الإشارة إلى أن التركيز على النماذج النظرية يسهل التعرف على الأنماط المماثلة في بيانات السلسلة الزمنية الفعلية. عند مقارنة ACF's و PACF's الفعلية مع الأنماط النظرية، سنتمكن من تحديد نوع معين من نماذج BJ والذي سيمثل البيانات بشكل مناسب، وفيما يلي نستعرض بعض الإرشادات العامة التي تساعدنا على تحقيق ذلك:

- إذا رأينا أن الارتباط الذاتي يتلاشى وأن الارتباط الذاتي الجزئي يظهر بعض الطفرات؛ فإن العملية يمكن أن يمثلها نموذج AR، حيث أن الرتبة تساوي عدد المرات التي فيها طفرات معنوية. ينبغي أن نرى قيماً متناقصة في دالة الانحدار الذاتي ACF.

- إذا كانت الارتباط الذاتي الجزئي يتلاشى والارتباط الذاتي لديه طفرات؛ فالعملية ستكون ملتقطة بطريقة أفضل من خلال نموذج MA، وستكون الرتبة مساوية لعدد الطفرات المعنوية إحصائياً. قيم الانحدار الذاتي الجزئي ستكون متناقصة بشكل كبير (انخفاض أسي).

- أما إذا كل من الارتباط الذاتي والارتباط الذاتي الجزئي ممثلان بأنماط غير اعتيادية على الـ ACF والـ PACF؛ فإن العملية ستكون ممثلة بشكل أفضل عن طريق نموذج ARMA، وعندها تكون الرتبة تساوي عدد الطفرات المعنوية. قد يكون من الضروري إجراء عدة دورات من عمليات التعرف والتقدير والتشخيص للحصول على النموذج المناسب.

من الناحية العملية، من السهل التعرف على أنماط الانحدار الذاتي AC لنماذج المتوسط المتحرك مقارنةً بغيرها من العمليات.

منهجية Box-Jenkins هي فقط واحدة من الوسائل المتاحة للتنبؤ، ومما لا شك فيه أن نماذج ARIMA قد تصمم بطريقة تتوافق مع مختلف الأنماط وهذا يمكن تحقيقه بأقل قدر من الجهد عن طريق برامج الكمبيوتر المتوفرة. من ناحية أخرى، فإن نماذج ARIMA تعاني من بعض العيوب كباقي نماذج السلاسل الزمنية، فهي تفشل في التقاط نقاط التحول في الزمن ولا تقدم التفسيرات الكافية لصانعي السياسات. فعلى سبيل المثال، هذه النماذج لا تعطي معلومات عن الآثار المحتملة للسياسات المطبقة مثل قرارات التسعير وبرامج الإعلانات. مع ذلك فإن نماذج Box-Jenkins متعددة المتغيرات قد تتغلب جزئياً على هذه المشاكل. بالإضافة إلى ذلك وكما رأينا في مثالنا الحالي، فإن نماذج ARIMA المتنافسة لا تملك إلا القليل من المعايير للاختيار من بينها. فالتعرف على رتبة النموذج المختلط على سبيل المثال قد يكون صعب للغاية.

ولغرض توضيح عملية الاختيار بين مختلف نماذج السلاسل الزمنية ذات المتغير الواحد؛ وجدت العديد مما يمكن أن نطلق عليها "مسابقات" لمقارنة دقة التنبؤ لهذه النماذج المختلفة. ومع ذلك، لم تكن نتائج هذه المسابقات متسقة في كثير من الأحيان، وهذا أمر متوقع إذا اعتبرنا اختلاف المحللين واختلاف قواعد البيانات المستخدمة. إن مدخل Box-Jenkins لم يكن هو الأفضل على نحو مستمر، فمناهج الانحدار أدائها أفضل في المتوسط من نماذج المتغير الواحد، ولكن مرة أخرى، فإن هذا ليس هو الحال دائماً.

النقطة الأخيرة هي أنه على الرغم من أن هناك ميزة في القدرة على الاختيار من فئة واسعة من نماذج ARIMA؛ هناك أيضاً مخاطر غياب الخبرة الكافية التي تساعد على تفسير ACF و PACF والمؤشرات الأخرى. إضافة إلى ذلك، عندما يكون التباين في السلسلة محدد بوجود اتجاه عام أو موسمي فإن كفاءة توفيق نماذج ARIMA ستكون معتمدة على عملية أخذ الفروق المستخدمة بدلاً من عملية التعرف على هيكلية الانحدار الذاتي أو هيكلية المتوسط المتحرك

للسلاسل المتباطئة. في بعض الحالات، قد يكون من المبرر إنفاق الكثير من الوقت والجهد في عمليات التعريف والتشخيص، وبالتالي فإن طريقة Box-Jenkins تستحق أن تكون محل الاهتمام في مجالات نمذجة السلاسل الزمنية. من ناحية أخرى، فإنه في حالة التنبؤ بالمبيعات الروتينية، على سبيل المثال، فإن الأولوية تكون للطرق البسيطة والتي يسهل استيعابها من قبل المدراء والعاملين الذين توكل إليهم مهمة تطبيق النتائج.

على الرغم من أن منهجية Box-Jenkin تعد من أهم التطورات المؤثرة في تحليل السلاسل الزمنية؛ فإن هذه المنهجية تستحق أن يعمل بها إذا تحققت الشروط التالية:

- أن يكون المحلل القياسي له القدرة على تطبيقها بالشكل الصحيح،
- أن تكون الأهداف المرجوة تتناسب مع تعقيدات هذه المنهجية، و
- أن التغيرات الحاصلة في بيانات السلاسل الزمنية لا تنطوي على اتجاه عام او تغيرات موسمية.

كما ذكرنا سابقاً في هذا الفصل، فإن منهجية BJ تتضمن أربع خطوات:

الخطوة الأولى: التعريف Identification:

نحن في حاجة إلى تحديد القيم المناسبة لكل من p و d و q ، ولعل الأدوات الرئيسية المستخدمة في ذلك هما شكل (مصور) الارتباط correlogram وشكل الارتباط الذاتي الجزئي $\text{partial correlogram}$.

الخطوة الثانية: التقدير Estimation:

عند الانتهاء من تحديد النموذج الملائم فإن الخطوة التالية هي تقدير معلمات ذلك النموذج. في بعض الحالات يكون من الملائم استخدام طريقة المربعات الصغرى (OLS)، ولكن في حالات أخرى يتم اللجوء إلى نماذج التقدير غير الخطية (في المعلمات).

الخطوة الثالثة: الفحص التشخيصي Diagnostic checking:

للتأكد من اختيار النموذج الملائم، هناك اختبار واحد وبسيط لهذا وهو التأكد من أن بواقي النموذج الموفق هي white noise أم لا (التأكد من استقرار السلسلة).

الخطوة الرابعة: التنبؤ Forecasting:

الاختبار النهائي لنموذج ARIMA الناجح هو تقييم أدائه التنبؤي خلال فترة العينة وأيضاً خارج فترة العينة.

1.3.3.7 نموذج ARIMA لمعدل مؤشر أسعار المستهلك (CPIR) للولايات المتحدة خلال الفترة (1998Q3-2015Q1)

الخطوة الأولى-عملية استقرار سلسلة CPIR:

لدينا بيانات ربع سنوية لمؤشر أسعار المستهلك للفترة الممتدة من 1998q1 إلى 2015q3، نقوم بدايةً بفحص ما إذا كانت السلسلة مستقرة أم لا. افتح بيانات CPIR من ملف العمل، ثم اذهب إلى View واختر graph للحصول على الشكل البياني لبيانات CPIR وكما هو مبين في الشكل 7.1 فإنها تبدو مستقرة.

شكل الارتباط لـ CPIR:

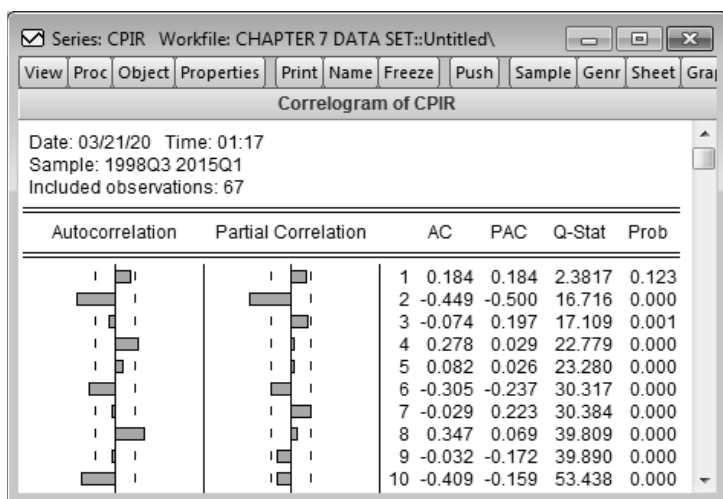
1 - H_0 : السلسلة CPIR ليس لها جذر وحدة.

2 - H_1 : السلسلة CPIR لها جذر وحدة.

3 - $\alpha = 5\%$ أو 0.05

ليس هناك اختبار احصائي يتم حسابه، سوف نركز على عمود الاحتمال

”Prob“ في الشكل 2.7

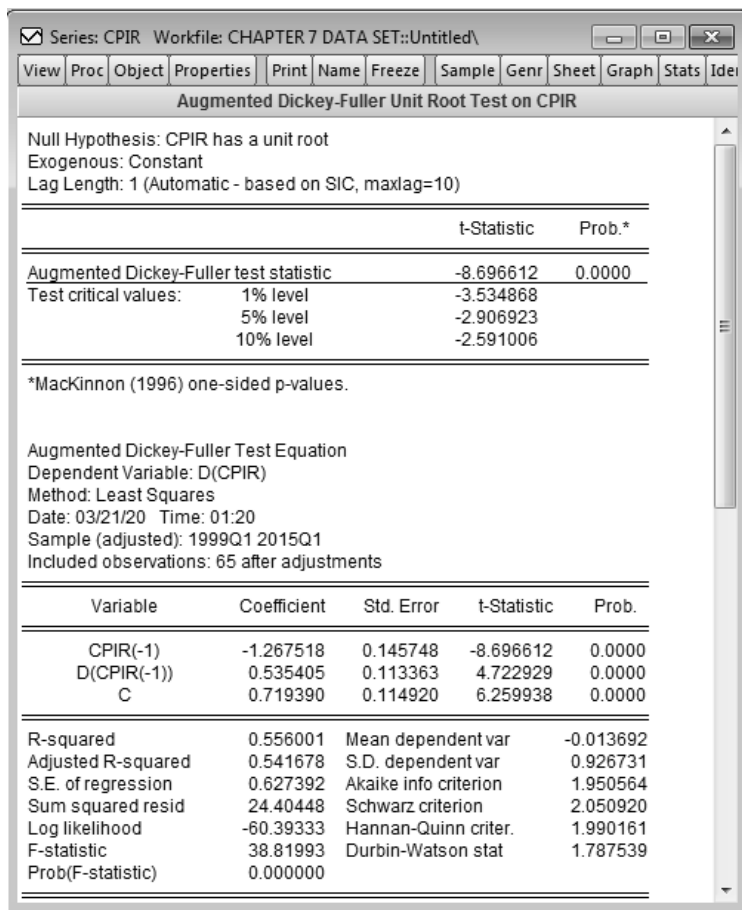


شكل 2.7 شكل الارتباط لـ CPIR

- 4 - قيم p-values في الغالب تساوي 0.000
 - 5 - بما أن Prob = 0.000 وهي أقل من 0.05 فإننا نرفض فرض العدم H_0 ونقبل الفرض البديل H_1 .
 - 6 - نستنتج بأن سلسلة CPIR لها جذر وحدة وليست مستقرة.
- الطريقة الرسمية - اختبار ADF**
- 1 - H_0 : السلسلة CPIR لها جذر وحدة وليست مستقرة.
 - 2 - H_1 : السلسلة CPIR ليس لها جذر وحدة ومستقرة.
 - 3 - $\alpha = 5\%$ أو 0.05
- من النتائج الموضحة في الشكل 3.7، نجد أن إحصائية اختبار ADF تساوي -8696612

- 4 - مستوى الدلالة الإحصائية لاحتمال p-values = 0.0000
 - 5 - الاحتمال $0.05 < 0.0000 = \text{Prob.}$ وهكذا نرفض فرضية العدم H_0 .
 - 6 - نستنتج أن السلسلة CPIR ليس لها جذر وحدة وهي مستقرة.
- وبما أن منهجية BJ مبنية على افتراض وجود السلاسل الزمنية المستقرة، فإننا سنعمل على سلسلة CPIR والتي أوضحنا بالاختبارات اللازمة أنها

مستقرة. الخطوة التالية هي تحديد أي من النماذج أعلاه سوف تناسب بيانات سلسلة CPIR.



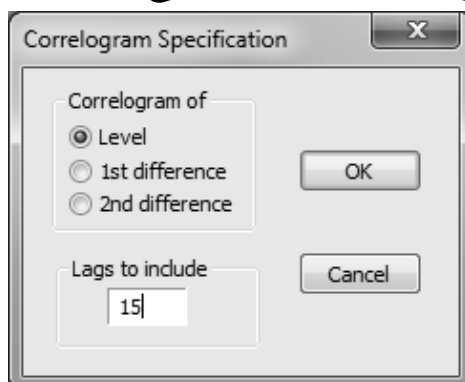
شكل 3.7 اختبار جذر الوحدة لـ CPIR

الخطوة الثانية-التعرف Identification:

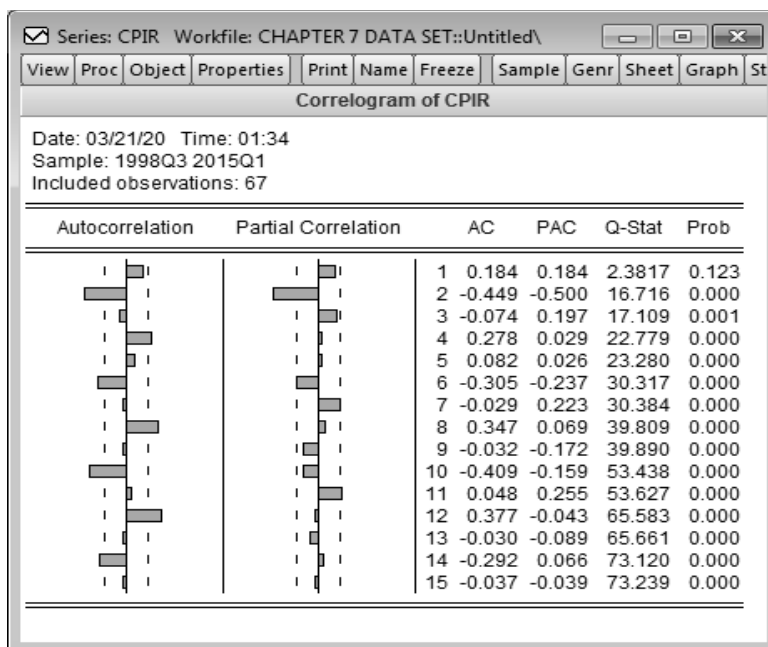
شكل الارتباط لـ CPIR إلى 15 فترة تباطؤ

افتح بيانات CPIR في EViews واذهب إلى View. من القائمة المنسدلة اختر Correlogram. قم بتغيير رقم الفجوات الزمنية (عدد المتباطئات) إلى 15 ثم انقر على OK وكما هو موضح في الشكل 4.7. بالنظر إلى النتائج في الشكل 5.7، نلاحظ أن الـ ACF (دالة الانحدار الذاتي)

تبين وجود ارتباط ما بين القيم الحالية لـ CPIR مع قيمها عند فترات تباطؤ مختلفة. أما الـ PACF (دالة الانحدار الذاتي الجزئي) فيظهر الارتباط ما بين المشاهدات تتباعد فيما بينها بفترات زمنية k بعد تثبيت أثر التباطؤات الوسيطة (أي التباطؤات أقل من k). هذه المنهجية تستخدم اثنان من معلمات الارتباط من أجل التعرف على النوعية المناسبة من نموذج ARMA لاستخدامها في التنبؤ.



شكل 4.7 توصيف شكل الارتباط



شكل 5.7 شكل الارتباط لـ CPIR (15 فترة إبطاء)

يمكننا الحصول على دالة الارتباط الذاتي (ACF) عند فترة التباطؤ k كما يلي:

$$\rho_k = \frac{\gamma_k}{\gamma_0} = \frac{\text{covariance at lag } k}{\text{Variance}}$$

في التطبيق العملي، يتم حساب الـ ACF من العينة المعطاة، ويعطى الرمز $\widehat{\rho}_k$ والذي بدوره يستند على تباين العينة عند التباطؤ k وعلى تباين العينة. طول فترة التباطؤ (عدد الفجوات الزمنية) k هو أمر يستدعي أن يحدد عن طريق استخدام بعض المعايير. يمكن أن نستخدم أحد معايير المعلومات Akaike أو Schwarz لتحديد طول فترات التباطؤ. ولكن كقاعدة عامة، يتم حساب ACF إلى حد ربع أو ثلث طول السلسلة الزمنية. مع ذلك، فإن هذه القاعدة أيضاً قد تكون غير عملية إذا كانت حجم السلسلة الزمنية كبير نسبياً. فعلى سبيل المثال إذا كان لدينا 2355 مشاهدة؛ فإن ربع هذه السلسلة سيكون 589 فترة تباطؤ، ولا يمكن عرض الـ ACF عند كل هذه التباطؤات، وإنما سنقوم فقط بفحص أول 50 تباطؤ من الـ ACF.

في مثالنا الحالي لدينا 67 مشاهدة و 15 تباطؤ ستكون كافية. الرسم البياني لـ $\widehat{\rho}_k$ مقابل k ، طول فترة التباطؤ، يطلق عليه شكل الارتباط للعينة (sample correlogram). يمكننا اختبار المعنوية الإحصائية لكل معلمة للارتباط الذاتي عن طريق حساب انحرافها المعياري. لقد بين الإحصائي Bartlett أنه إذا كانت السلسلة الزمنية عشوائية بحتة، فإن الارتباط الذاتي للعينة، $\widehat{\rho}_k$ ، سيكون تقريباً (أي في العينات الكبيرة) موزعاً كما يلي:

$$\widehat{\rho} \sim N\left(0, \frac{1}{n}\right)$$

حجم العينة في مثالنا يساوي 67 مشاهدة، لذلك فإن التباين يساوي $1/67$ أو 0.01492 والخطأ المعياري سيكون:

$$S.E. = \sqrt{\frac{1}{n}} = \sqrt{\frac{1}{67}} = \sqrt{0.01492} = 0.1222$$

بعد ذلك، نستخدم معادلة حدود (نطاق) الثقة للتوزيع الطبيعي القياسي، $\rho \sim (0, 1)$ ، والذي فيه الوسط الحسابي للمجتمع يساوي صفراً والتباين يساوي 1.

معادلة حدود الثقة معطاة كما يلي:

$$\mu \pm \frac{t_{\alpha}}{2} SE$$

عند استخدام هذه المعادلة بناءً على مستوى معنوية 5%، سنتوصل إلى:

$$0 \pm 1.96 \left(\sqrt{1/n} \right)$$

وبذلك يمكن القول أن نطاق الثقة بنسبة 95% لمعلمة الارتباط الحقيقية ستكون تقريباً:

$$0 \pm 1.96 (0.1222) = (-0.2395 \text{ to } 0.2395)$$

معلومات الارتباط والتي تقع خارج هذه الحدود هي معنوية إحصائية عند مستوى معنوية 5%.

بناءً على ما سبق، فإن الارتباطات في كل من AC و PAC عند التباطؤ (2) هي معنوية إحصائياً.

سنقوم في الخطوة القادمة بتوفيق نموذج AR عند المتباطئات 2.

الخطوة الثالثة-التقدير Estimation:

نموذج AR

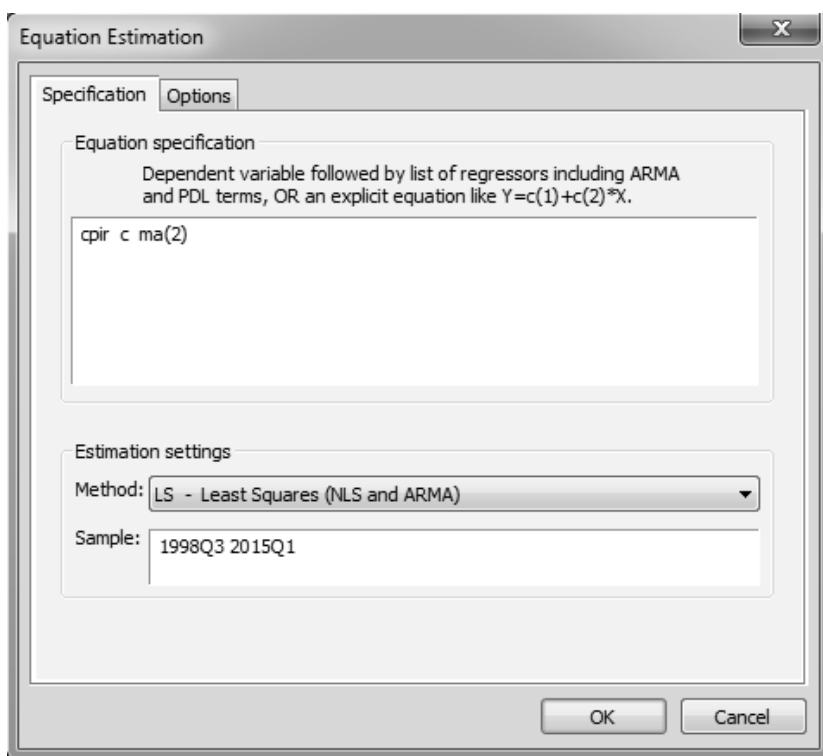
تأسيساً على نتائج الخطوة السابقة، ننتقل إلى تقدير نموذج AR التالي:

$$Y_t = \beta_0 + \beta_1 Y_{t-2} + u_t$$

اذهب إلى Quick-Estimate Equation ثم اكتب AR(2) CIPR ثم انقر

على OK كما هو موضح في الشكل 6.7.

ملاحظة: هنا نقوم باستخدام العينة كلها (من 1998q3 إلى 2015q1)



شكل 8.7 تقدير معادلة ARIMA MA(2) لـ CPIR

من خلال النتائج نلاحظ أن معلمة الـ $AR(2)$ هي معنوية إحصائياً (p-value: 0.0000). لذلك فإن هذا النموذج هو مرشح لمزيد من الفحص. نقوم بأخذ ملاحظات عن نوعين من المعايير لنتائج $AR(2)$:

Akaike info criterion	2.019019
Schwarz criterion	2.117736

ملاحظات:

1 - هذه العملية قد تتضمن عدة خطوات لغرض الحصول على معلمات الـ AR ذات المعنوية الإحصائية في نموذج الانحدار النهائي. كل الارتباطات المعنوية التي وجدت من خلال شكل الارتباط للسلسلة ينبغي أن تستخدم في الانحدار الأول لـ AR ، ثم نقوم باستبعاد الـ ARs غير المعنوية إحصائياً ونقوم بإعادة تقدير النموذج باستخدام الـ ARs المعنوية فقط. هذه العملية ستستمر حتى نصل إلى الانحدار النهائي لـ AR ونستخدم

هذا النموذج سيكون هو النموذج المرشح لمزيد من الاعتبارات والفحوصات.

نموذج MA

نقوم باستخدام حدود MA عند فترتين تباطؤ (lag 2)، كما فعلنا في نموذج AR أعلاه. وبذلك فنحن بصدد استعراض نموذج MA التالي:

$$Y_t = C_0 + C_1 u_{t-2}$$

اذهب إلى Quick-Estimate ثم اكتب MA(2) C MA(2) ثم انقر OK (الشكل 8.7).

تذكر أننا نقوم باستخدام العينة كلها (من 1998q3 إلى 2015q1). بالنظر إلى النتائج الموضحة في الشكل 9.7، نجد أن معلمة MA(2) معنوية إحصائياً عند مستوى معنوية 5% (p-value = 0.0000). هذه النتائج تجعل من هذا النموذج مرشحاً لمزيد من الاعتبار.

ملاحظات:

إن الملاحظات التي سبق ذكرها، والمتعلقة بنموذج AR، يجب أن يتم الأخذ بها في الاعتبار أيضاً في حالة نموذج MA.

نقوم بأخذ ملاحظات عن نوعين من المعايير لنتائج MA(2):

Akaike info criterion	2.064766
Schwarz criterion	2.163484

أي من هذه النماذج ينبغي أن نختار؟ هل هو AR(2) أم MA(2)؟

نقوم بمقارنة معايير المعلومات لنتائج النموذجين وكالتالي:

من نتائج نموذج AR(2) وجدنا المعيارين:

Akaike info criterion	2.019019
Schwarz criterion	2.117736

ومن نتائج نموذج MA(2) وجدنا قيم المعيارين كما يلي:

Akaike info criterion	2.064766
Schwarz criterion	2.163484

ولأننا نختار النموذج الذي له أقل قيمة من هذه المعايير؛ فإننا نجد في هذه الحالة أن نموذج $AR(2)$ له الأفضلية على نموذج $MA(2)$ ، على الرغم من عدم وجود فرق كبير في قيم المعيارين في النموذجين.

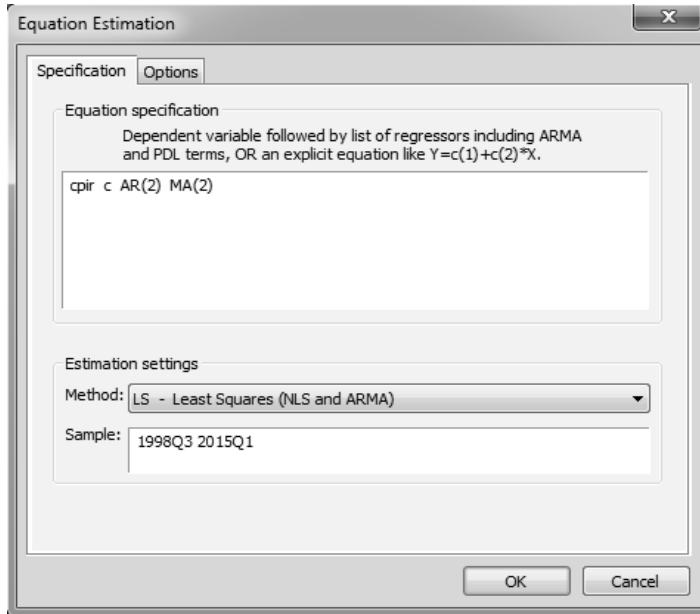
نموذج ARMA

نقوم الآن بتطوير نموذج باستخدام حدود كلاً من AR و MA معاً. نجري انحداراً لكل معلمات الارتباط المعنوية لكل من AR و MA . الهدف من ذلك هو إيجاد نموذج $ARMA$ لديه معلمات ذات أعلى معنوية محتملة. لتحقيق هذا الغرض نقوم بإجراء بعض التجارب للحصول على أفضل نموذج.

التجربة الأولى:

اذهب إلى Quick-Estimate Equation ثم اكتب $CPIR\ C\ AR(2)\ MA(2)$ ثم انقر OK.

تذكر أننا نستخدم العينة بالكامل (الشكل 10.7 و الشكل 11.7) من جدول النتائج (الشكل 11.7) يتضح لنا أن معلمات كل من $AR(2)$ و $MA(2)$ هي معنوية إحصائياً، وأن النموذج مرشح لمزيد من الاعتبار والفحص.



شكل 10.7 تقدير معادلة $CPIR \sim ARIMA\ AR(2)\ MA(2)$

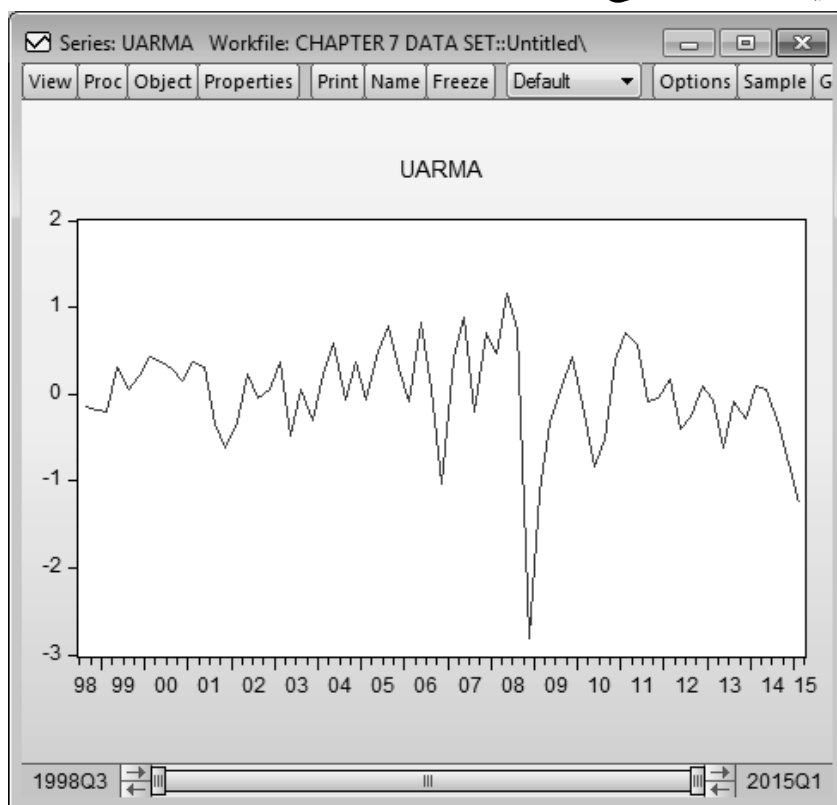
من نتائج MA(2) وجدنا المعيارين:

Akaike info criterion	2.064766
Schwarz criterion	2.163484

من نتائج ARMA لدينا المعيارين:

Akaike info criterion	1.937031
Schwarz criterion	2.068654

النموذج الذي له أقل قيمة من معايير Akaike و Schwarz هو نموذج ARMA، لذلك سيتم اختيار نموذج ARMA على نماذج AR و MA، على الرغم من عدم وجود فرق كبير في قيم المعيارين بين النماذج. نقوم باختبار البواقي من نموذج ARMA وذلك للتأكد من عدم وجود جذر الوحدة وذلك يعني أن البواقي من هذا النموذج عشوائية وأنها مستقرة.



شكل 12.7 الشكل البياني لبواقي ARMA

الخطوة الرابعة-الفحص التشخيصي Diagnostic checking:

نقوم بإجراء الانحدار لنموذج ARMA مرة أخرى ثم نقوم بحفظ البواقي لهذا الانحدار.

من نافذة نتائج ARMA في EViews، اذهب إلى Quick-Generate series ثم اكتب UARMA = RESID ثم انقر OK.

افتح بيانات UARMA من ملف العمل. اذهب إلى View ثم اختر Graph وانقر OK.

بالنظر إلى الشكل 12.7 نلاحظ أن البواقي في هذا النموذج مستقرة.

الطريقة الرسمية - اختبار ADF

1 - H_0 : البواقي لها جذر وحدة وليست مستقرة.

2 - H_1 : البواقي ليس لها جذر وحدة ومستقرة.

3 - $\alpha = 5\%$ أو 0.05

من النتائج الموضحة في الشكل 13.7، نجد أن إحصائية اختبار ADF تساوي -5.776453

4 - مستوى الدلالة الإحصائية للاحتمال $p\text{-values} = 0.0000$

5 - الاحتمال $0.05 < 0.0000 = \text{Prob.}$ وهكذا نرفض فرضية العدم H_0 .

6 - نستنتج أن البواقي ليس لها جذر وحدة وهي مستقرة.

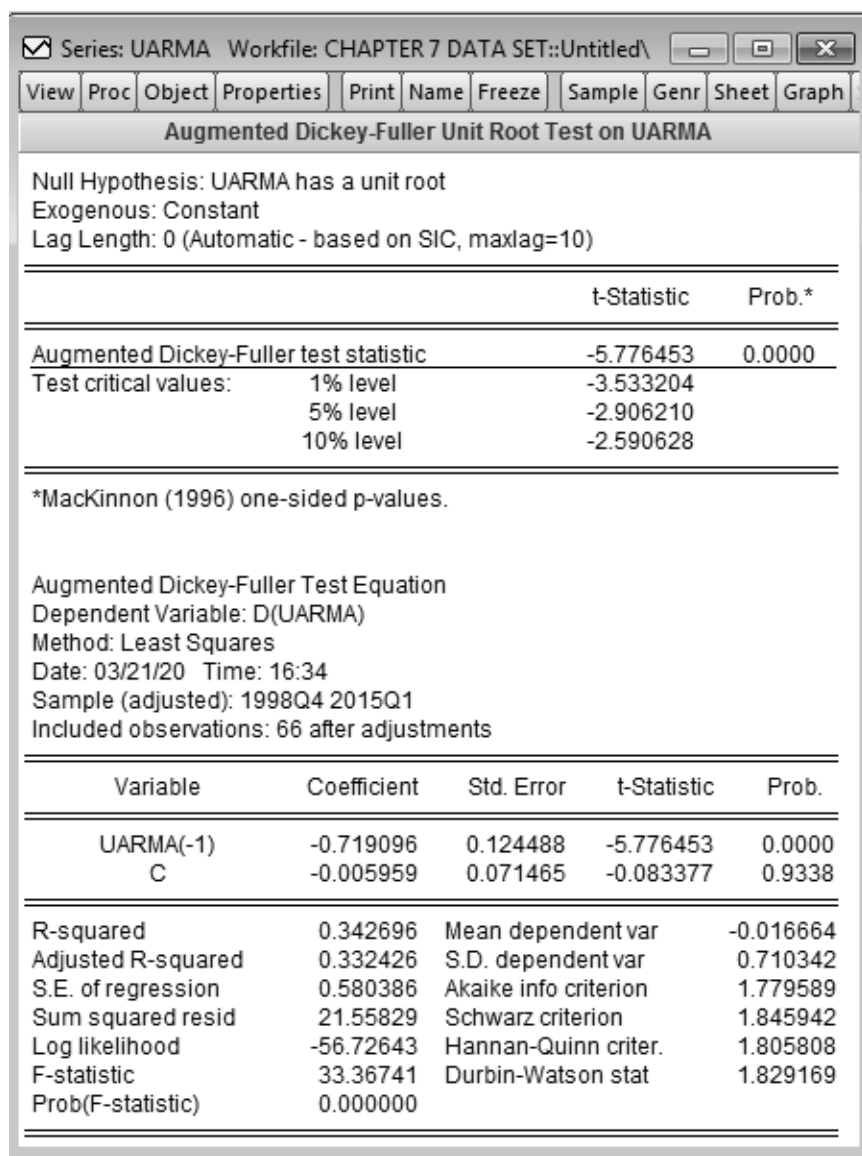
البواقي من هذا الانحدار هي موزعة بشكل عشوائي ومستقرة.

الخطوة الخامسة-التنبؤ مع نموذج ARMA Forecasting with ARMA

model:

عندما يتم توفير النموذج المحدد نستطيع استخدامه بعد ذلك في التنبؤ.

هناك نوعين من التنبؤ: ساكن static وديناميكي dynamic.



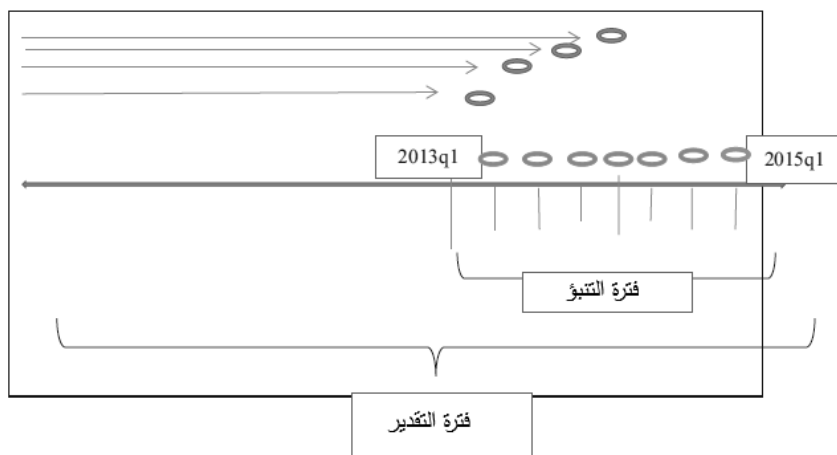
شكل اختبار جذر الوحدة لـ UARMA

التنبؤ الساكن:

في التنبؤ الساكن نقوم باستخدام القيم الحالية والقيم المتباطئة للمتغير المتنبأ به، الدوائر الزرقاء في المخطط أدناه.

التنبؤ الديناميكي:

في التنبؤ الديناميكي، بعد التنبؤ بالفترة الأولى، نقوم باستخدام القيم المتنبأ بها مسبقاً للمتغير المتنبأ به، الدوائر الحمراء في المخطط أدناه.



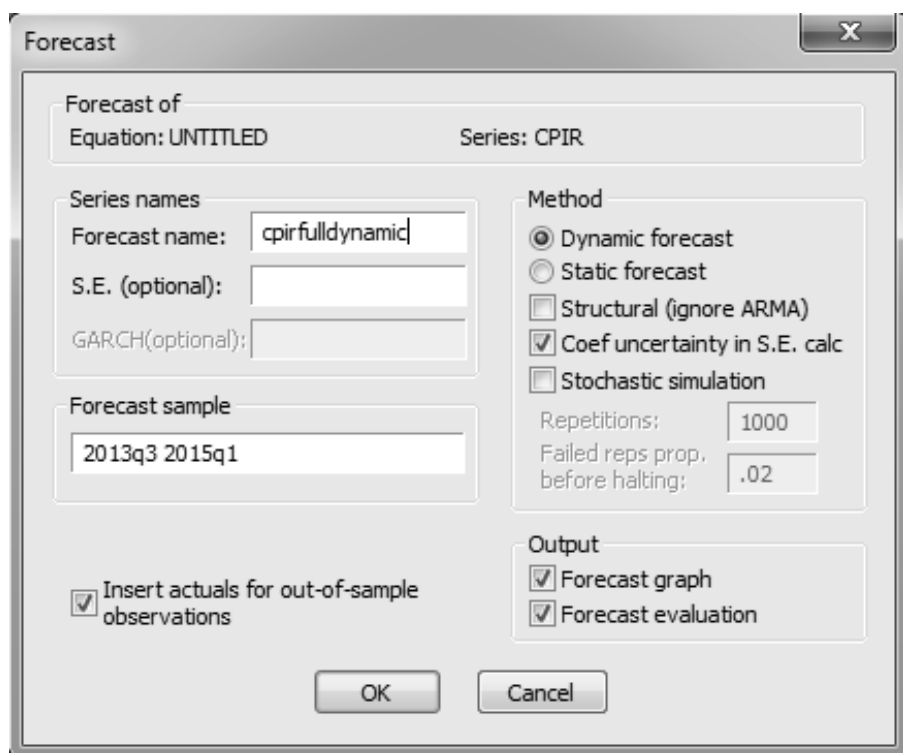
1 - التنبؤ الديناميكي:

لقد وجدنا أن النموذج الأمثل لأغراض التنبؤ هو نموذج $ARMA(2)$. نقوم بتقدير النموذج كما هو موضح أدناه.

اذهب إلى Quick Estimation Equation ثم اكتب $CPIR\ C\ AR(2)$ $MA(2)$

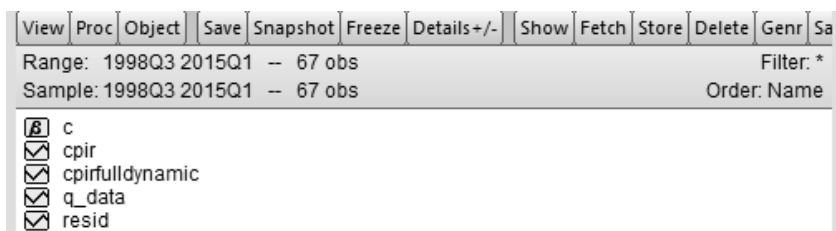
قم بتغيير فترة العينة إلى فترة التنبؤ: 2013q3- 1998q3 وكما هو مبين في الشكل 14.7. انقر OK للحصول على نتائج الانحدار في الشكل 15.7. من القائمة في نافذة نتائج الانحدار انقر على Forecast واختر Dynamic تحت Method كما هو مبين في الشكل 16.7. اكتب اسم السلسلة $cpirfulldynamic$ ، ثم قم بتغيير عينة التنبؤ إلى فترة التنبؤ: 2013q1 2015q1 ثم انقر OK.

بالنظر إلى ملف العمل نلاحظ أن EViews ينتج لنا وبشكل تلقائي المتغير: $cpirfulldynamic$ ليضاف إلى قائمة المتغيرات كما هو مبين في الشكل 17.7.

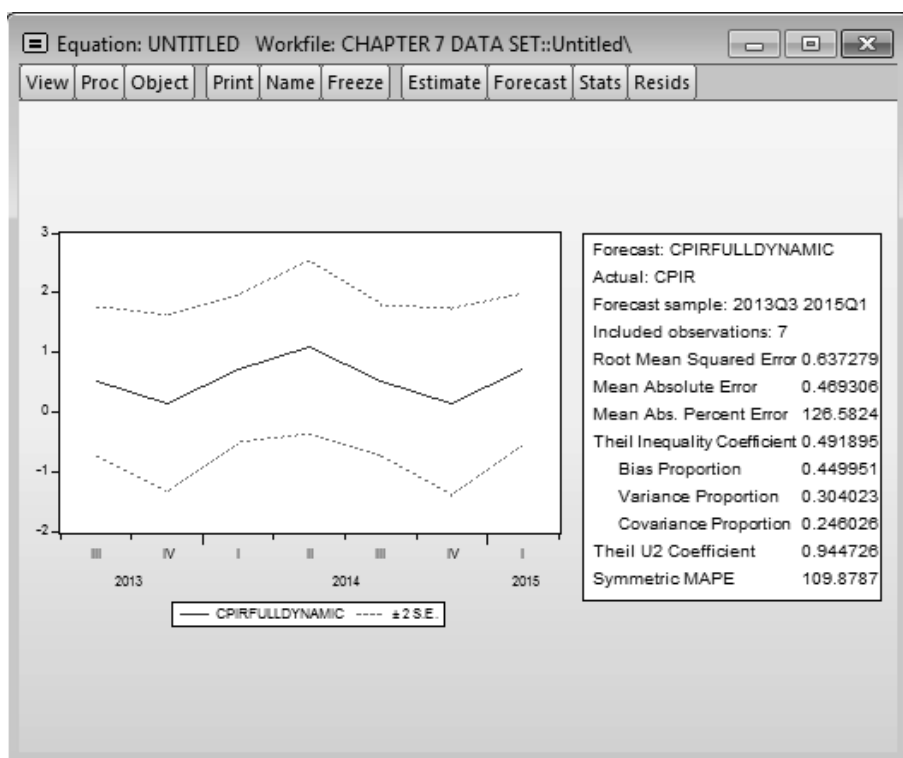


شكل 16.7 التنبؤ الديناميكي لـ CPIR

يوفر EViews رسم بياني لفترة التنبؤ مع جدول تلخيصي كما هو مبين في الشكل 18.7. وفقاً لهذا الرسم البياني فإن الخط الأزرق المتصل يمثل خط التنبؤ والخطوط المتقطعة تمثل فترات (نطاقات) الثقة لهذه الفترة. هذا الشكل يعطي القيم الفعلية والمتنبأ بها لـ CPIR، وكذلك نطاق الثقة للتنبؤ. الجدول المكمل يعطي بعض المقاييس لجودة التنبؤ التي سبق ذكرها والتي تتضمن: الجذر التربيعي لمتوسط مربعات الخطأ (Root mean square error)، متوسط القيم المطلقة للخطأ (Mean absolute error)، متوسط نسب القيم المطلقة للخطأ (Mean absolute percentage error)، ومعامل عدم التساوي لثايل (The Theil inequality coefficient).



شكل 17.7 متغير التنبؤ الديناميكي لـ CPIR



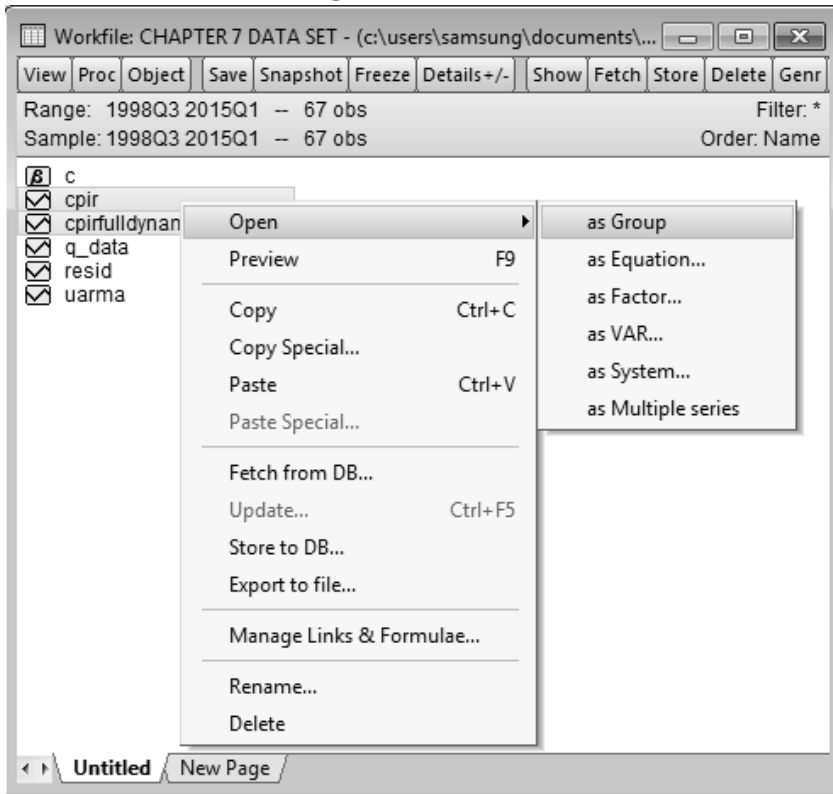
شكل 18.7 الشكل البياني للتنبؤ الديناميكي لـ CPIR

من الجدول في الشكل 18.7 نلاحظ أن قيمة معامل عدم التساوي لثايل صغيرة، مما يدل على جودة النموذج الموفق في التنبؤ.

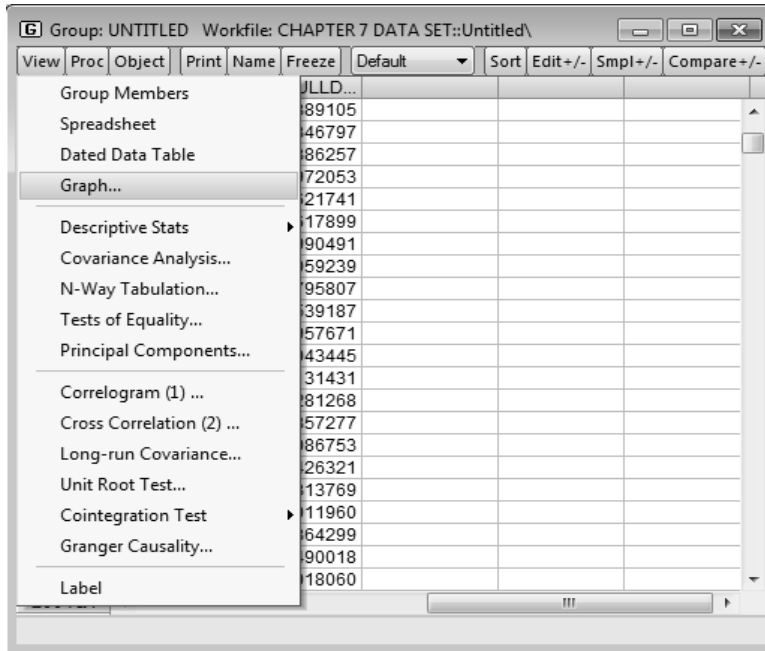
للحصول على رؤية دقيقة لعملية التنبؤ نتبع الخطوات التالية: قم بتحديد (تظليل) أسماء المتغيرات cpir و cpirfulldynamic وبالنقر على زر الفأرة الأيمن واختر Open ومن القائمة اختر as Group كما هو موضح في الشكل 19.7.

عند الحصول على نافذة سلاسل البيانات، اذهب إلى View واختر Graph كما هو مبين في الشكل 20.7.

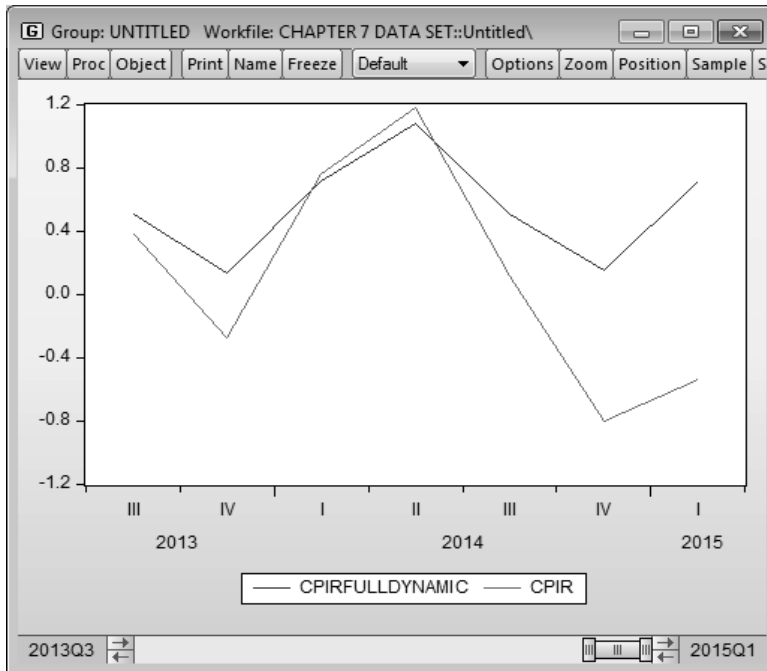
الشكل 21.7 يبين بدقة حركة كلٍّ من بيانات CPIR الواقعية (باللون الأحمر) وخط التنبؤ (باللون الأزرق). نلاحظ أن خط التنبؤ يكون صحيح عندما للتباطؤ بمقدار فترتين من الزمن ولكنه ينحرف بعد ذلك. هذا يؤكد من جديد المعنوية الإحصائية لمعاملات $AR(2)$ و $MA(2)$ في نموذج ARMA. وللحصول على فكرة أفضل عن هذه النتائج، نقوم بتوسيع الفترة من سنتين إلى ثلاثة سنوات وكما يلي: اذهب إلى الجزء الخاص بكتابة الأوامر في EViews واكتب: `smpl 1998Q3 2015Q1` ، ثم اضغط المفتاح Enter. نتحصل على الشكل 22.7 والذي يؤكد من جديد النتائج أعلاه.



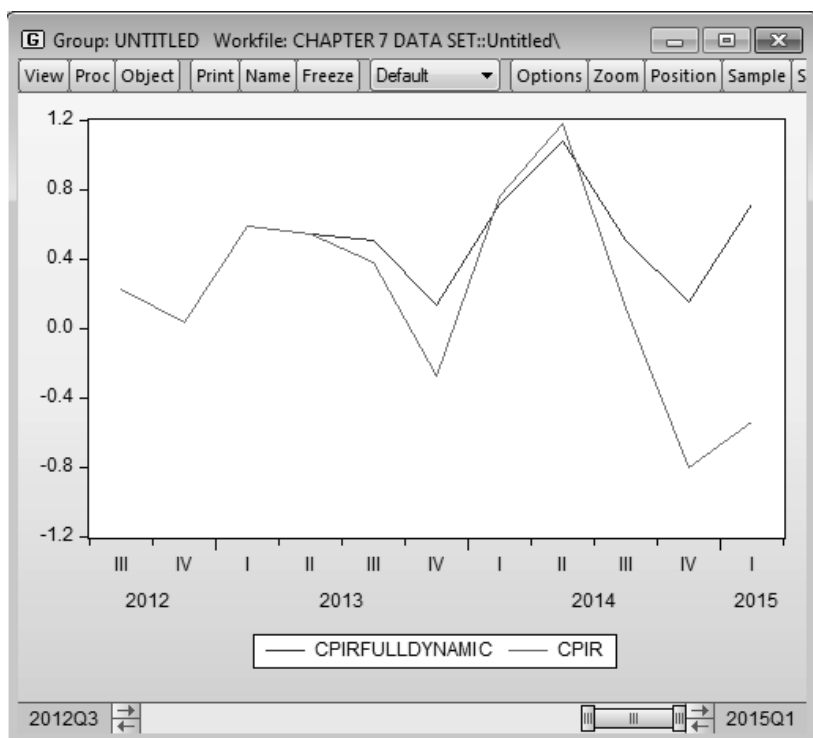
شكل 19.7 اختيار Open as Group



شكل 20.7 اختيار الشكل البياني



شكل 21.7 التمثيل البياني المتعدد



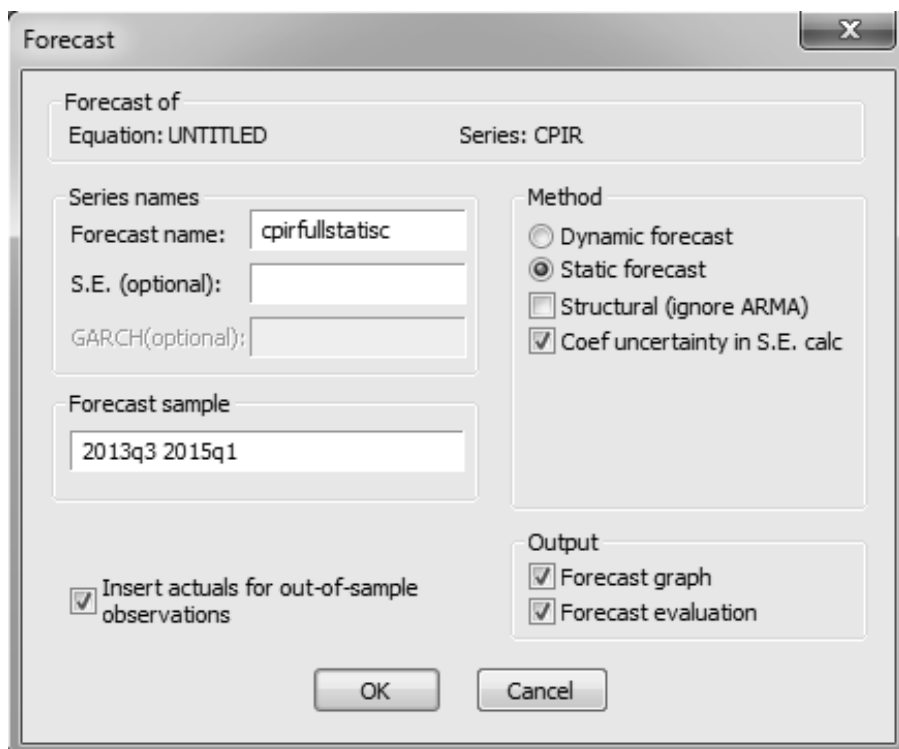
شكل 22.7 تمثيل بياني متعدد (تغيير في الفترة الزمنية)

2 - التنبؤ الساكن:

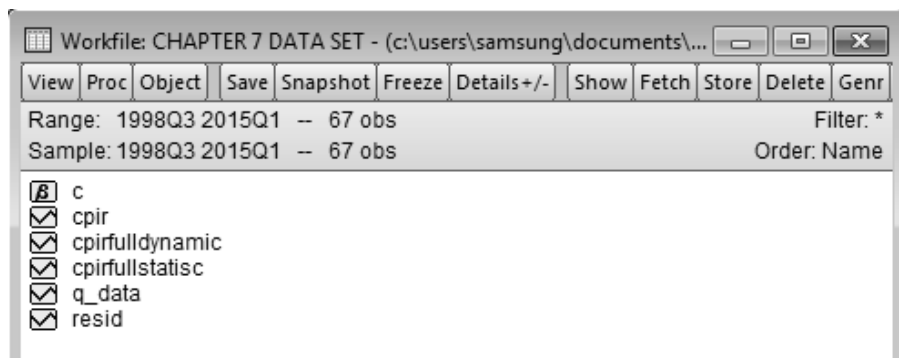
بالعودة إلى نتائج نموذج ARMA لفترة التنبؤ في الشكل 15.7؛ ومن القائمة الرئيسية في نافذة النتائج اختر Forecast. تحت Method اختر Static forecast. قم بتغيير اسم السلسلة في الخانة forecast name إلى cpirfullstatic. قم بتغيير عينة التنبؤ إلى فترة التنبؤ: 2013q1 2015q1 ثم انقر OK كما هو مبين في الشكل 23.7.

بالنظر إلى ملف العمل نلاحظ أن EViews ينتج لنا وبشكل تلقائي المتغير: cpirfullstatic ليضاف إلى قائمة المتغيرات كما هو مبين في الشكل 24.7.

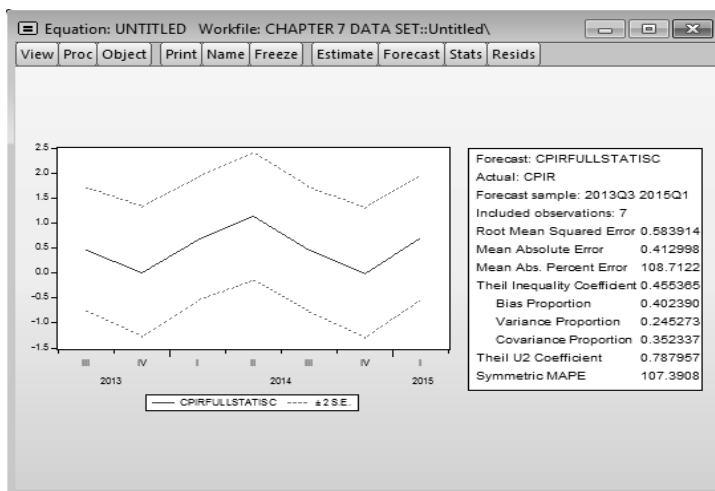
يوفر EViews رسم بياني لفترة التنبؤ مع جدول تلخيصي كما هو مبين في الشكل 7.25 وفقاً لهذا الرسم البياني فإن الخط الأزرق المتصل يمثل خط التنبؤ والخطوط المتقطعة تمثل فترات (نطاقات) الثقة لهذه الفترة.



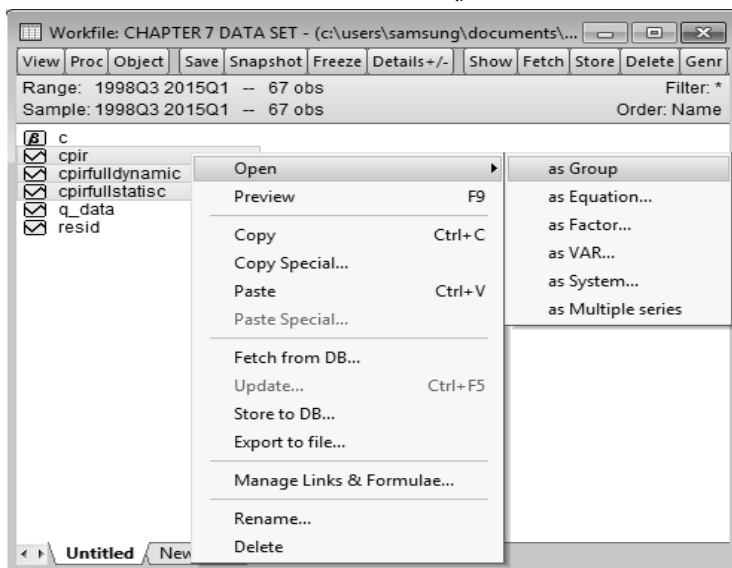
شكل 23.7 التنبؤ الساكن



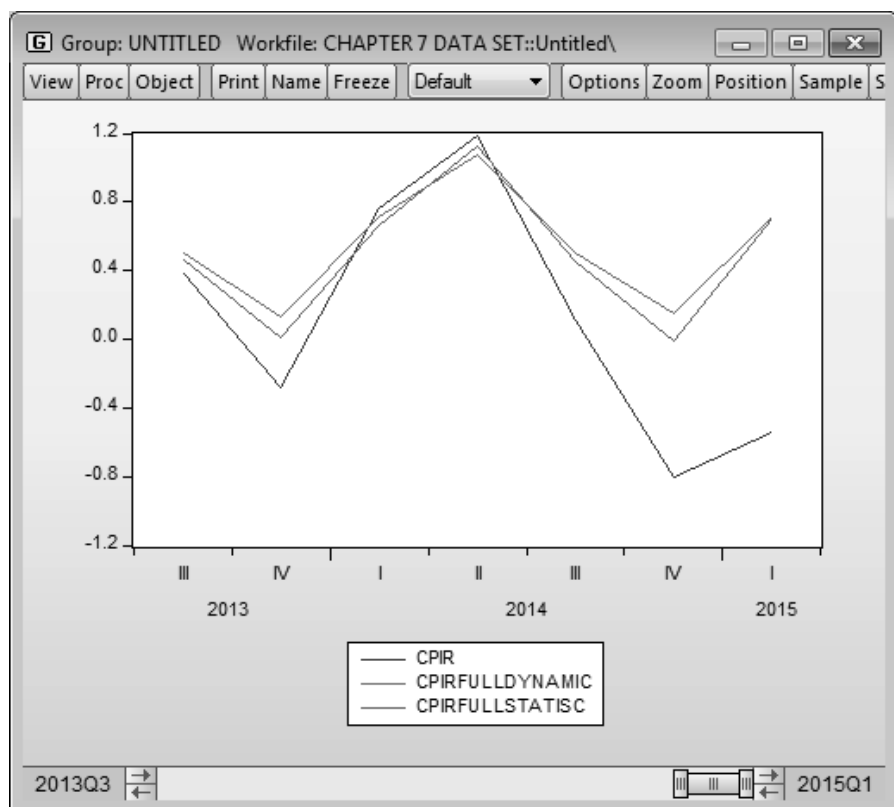
شكل 24.7 إضافة متغير جديد لقائمة البيانات

شكل 25.7 التمثيل البياني للتنبؤ السكان لـ **cpir**

للحصول على رؤية دقيقة لعملية التنبؤ نتبع الخطوات التالية: قم بتحديد (تظليل) أسماء المتغيرات **cpir** و **cpirfullstatic** و **cpirfulldynamic** ثم انقر على زر الفأرة الأيمن واختر **Open** ومن القائمة اختر **as Group** كما هو موضح في الشكل 26.7. عند الحصول على نافذة سلاسل البيانات، اذهب إلى **View** واختر **Graph** كما هو مبين في الشكل 20.7، لكي نتحصل على التمثيل البياني في الشكل 27.7.

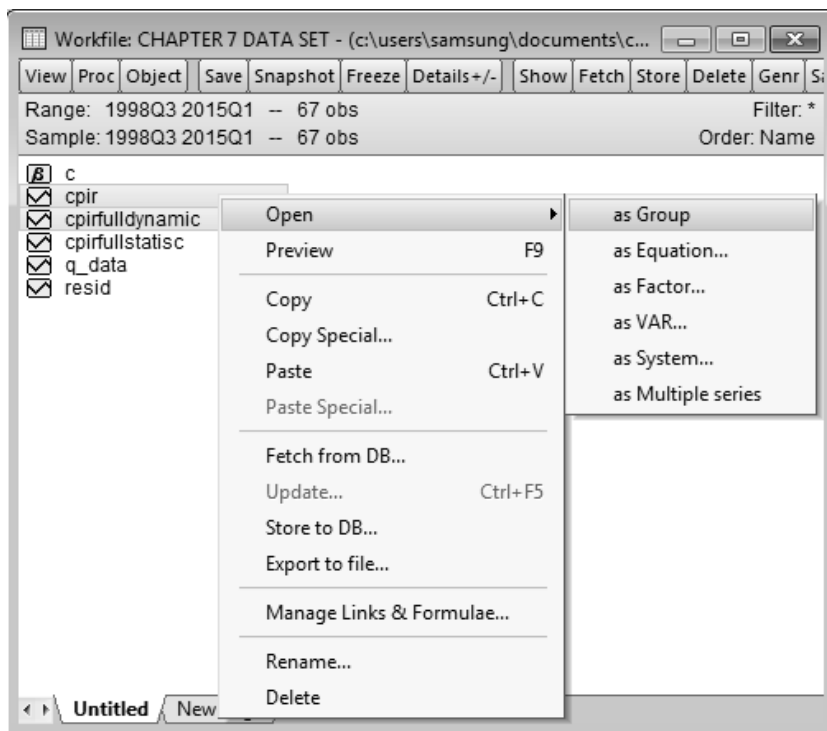


شكل 26.7 فتح البيانات كمجموعة



شكل 27.7 مقارنة التنبؤات بالقيم الفعلية

الشكل البياني أعلاه يبين بدقة حركة كلٍّ من بيانات CPIR الواقعية (باللون الأزرق) وخط التنبؤ الديناميكي (باللون الأحمر)، وخط التنبؤ الساكن (باللون الأخضر). نلاحظ أن خط التنبؤ يكون صحيح عندما للتباطؤ بمقدار فترتين من الزمن ولكنه ينحرف بعد ذلك. هذا يؤكد من جديد المعنوية الإحصائية لمعاملات $AR(2)$ و $MA(2)$ في نموذج ARMA.



شكل 28.7 فتح البيانات كمجموعة

3 - المقارنة ما بين فترة التنبؤ الديناميكي وفترة العينة بالكامل:

اذهب إلى قائمة المتغيرات بملف العمل وقم بتحديد (تظليل) المتغيرات cpir و cpirfulldynamic ثم انقر على زر الفأرة الأيمن واختر Open ومن القائمة اختر as Group كما هو موضح في الشكل 28.7.

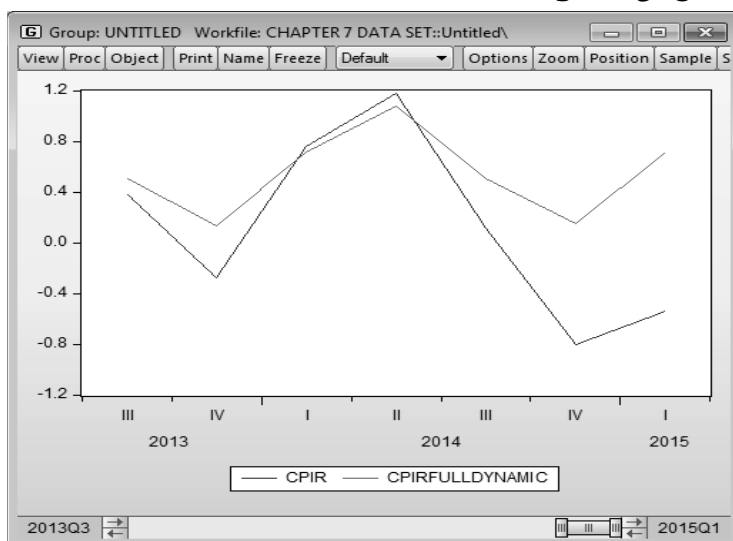
عند الحصول على نافذة سلاسل البيانات، اذهب إلى View واختر Graph كما هو مبين في الشكل 20.7، لكي نتحصل مرة أخرى على التمثيل البياني في الشكل 29.7.

بعد ذلك اذهب إلى الجزء الخاص بكتابة الأوامر في واجهة EViews واكتب: `smpl @all` ثم اضغط Enter:

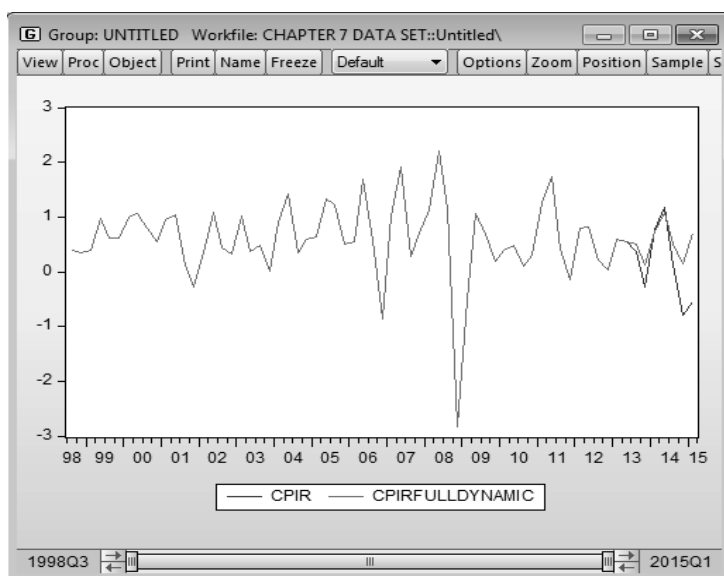
Command

```
smpl 2012q3 2015q1
smpl @all
```

هذا يعطينا الشكل البياني للفترة بالكامل بما فيها فترة التنبؤ (الشكل 30.7)، والذي من خلاله نلاحظ أن الفترات الأخيرة هي ملائمة للتنبؤ في هذه الحالة. التباعد (الاختلاف) الكبير خلال 2008-2009 قد لا تكون فترة مناسبة لأغراض التنبؤ.



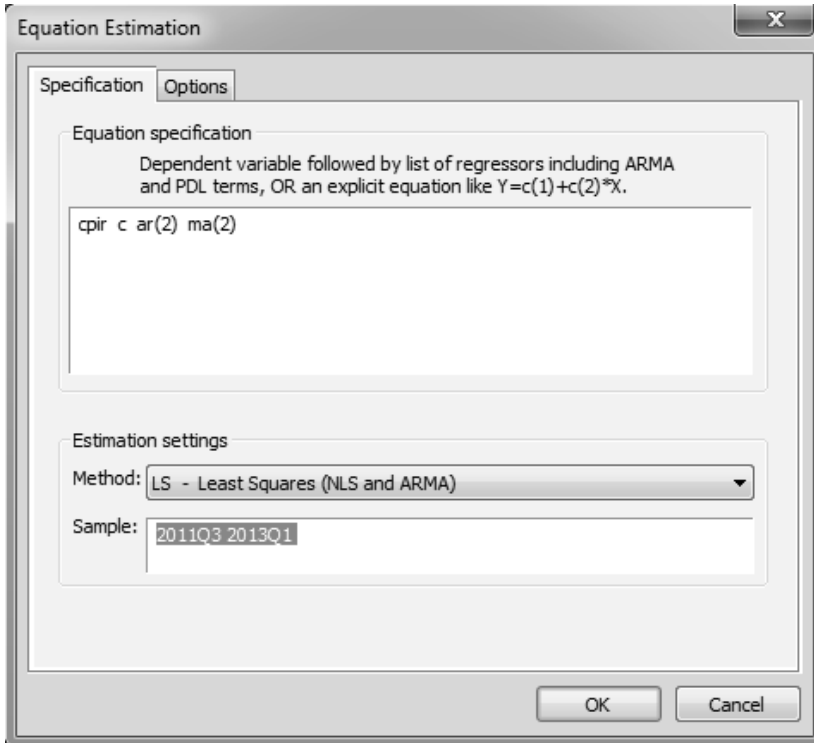
شكل 29.7 التمثيل البياني للتنبؤ الديناميكي والقيم الحقيقية لـ CPIR



شكل 30.7 التنبؤ في مقابل الواقع

4 - انحدار الفترة الأخيرة من أجل التنبؤ:

نقوم بإجراء انحدار باستخدام الفترة المتأخرة 2011q1 - 2013q3. نستخدم هذه الفترة كفترة لتقدير النموذج. اذهب إلى Quick-Estimate Equation ثم اكتب: $cpir \ c \ ar(2) \ ma(2)$ وفي خانة تحديد العينة اكتب: 2011q3 2013q1. ثم انقر OK.



شكل 31.7 تقدير نموذج ARMA

من القائمة في نافذة نتائج الانحدار اختر Forecast (الشكل 32.7). اختر Dynamic forecast من الـ Method. قم بتغيير اسم السلسلة في الخانة forecast name إلى cpirf2011dynamic. قم بتغيير عينة التنبؤ إلى فترة التنبؤ: 2011q3 2015q1. ثم انقر OK.

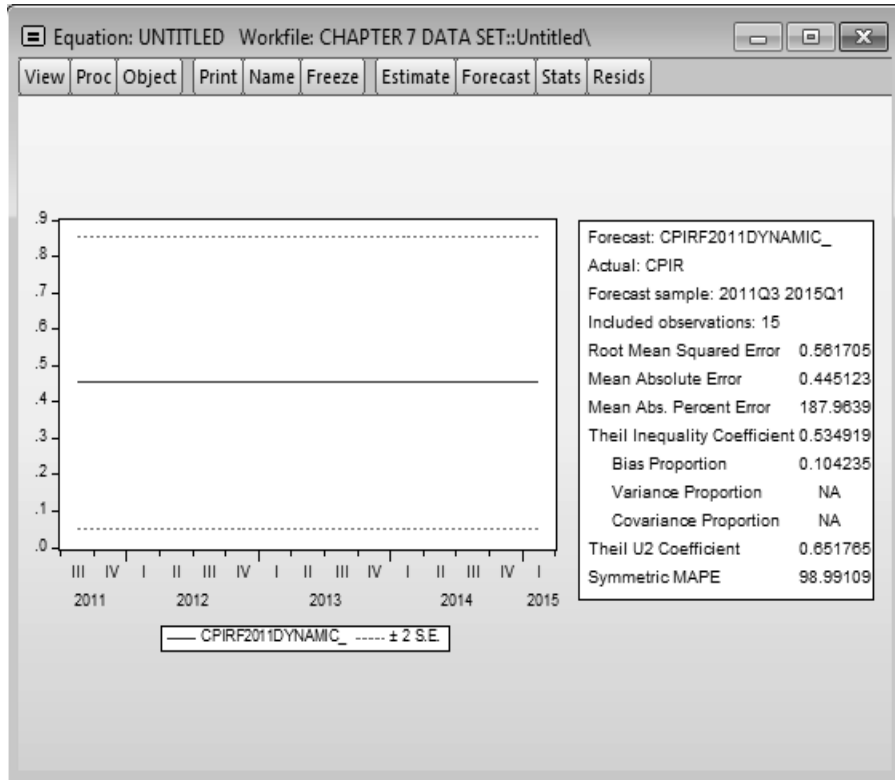
Equation: UNTITLED Workfile: CHAPTER 7 DATA SET::Unt...				
View	Proc	Object	Print	Name
Freeze	Estimate	Forecast	Stats	Resids
Dependent Variable: CPIR				
Method: ARMA Maximum Likelihood (OPG - BHHH)				
Date: 03/22/20 Time: 00:14				
Sample: 2011Q3 2013Q1				
Included observations: 7				
Failure to improve objective (singular hessian) after 79 iterations				
Coefficient covariance computed using outer product of gradients				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	0.453045	0.058580	7.733733	0.0045
AR(2)	-1.000000	2.19E-05	-45589.25	0.0000
MA(2)	0.999736	0.000147	6819.545	0.0000
SIGMASQ	0.015880	0.016928	0.938115	0.4174
R-squared	0.868400	Mean dependent var		0.389333
Adjusted R-squared	0.736800	S.D. dependent var		0.375209
S.E. of regression	0.192493	Akaike info criterion		0.783194
Sum squared resid	0.111161	Schwarz criterion		0.752286
Log likelihood	1.258820	Hannan-Quinn criter.		0.401171
F-statistic	6.598779	Durbin-Watson stat		3.171163
Prob(F-statistic)	0.077767			
Inverted AR Roots	-0.00+1.00i	-0.00-1.00i		
Inverted MA Roots	-0.00+1.00i	-0.00-1.00i		

شكل 32.7 نتائج نموذج ARMA

بالنظر إلى ملف العمل نلاحظ أن EViews ينتج لنا وبشكل تلقائي المتغير:

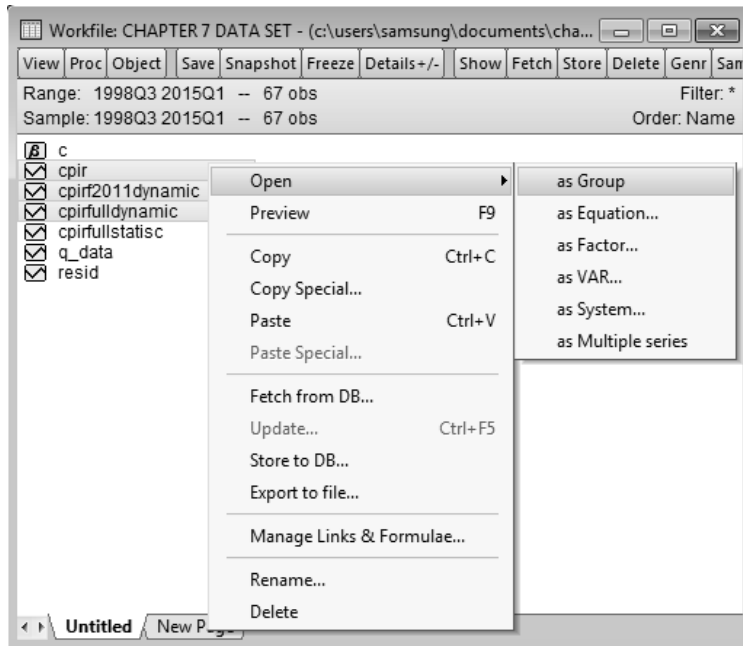
cpirf2011dynamic ليضاف إلى قائمة المتغيرات. يوفر EViews رسم بياني لفترة

التنبؤ مع جدول تلخيصي وكما يلي (الاشكال 33.7، 34.7، و 35.7).

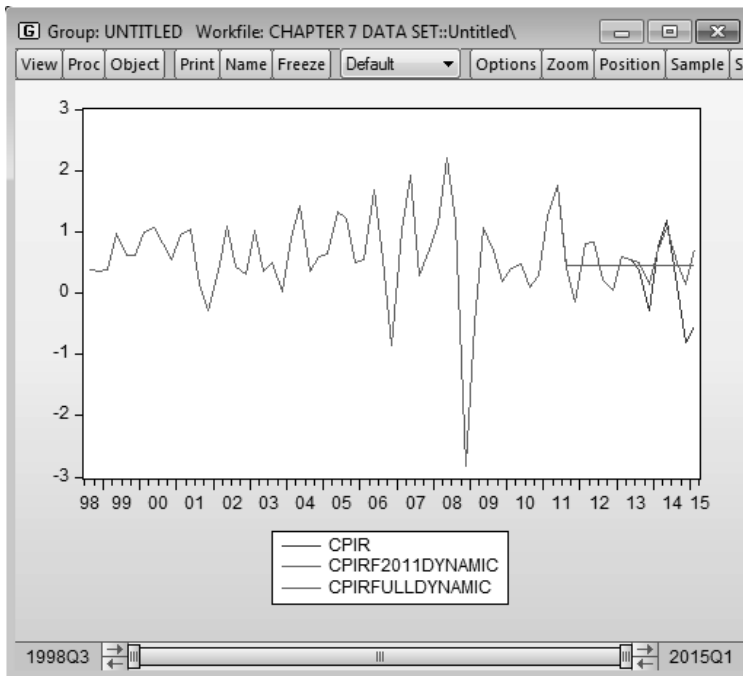


شكل 33.7 بيانات تنبؤية

اذهب إلى قائمة المتغيرات بملف العمل وقم بتحديد (تظليل) المتغيرات cpir و cpirfulldynamic و cpirf2011dynamic ثم انقر على زر الفأرة الأيمن واختر Open ومن القائمة اختر as Group:
 اذهب إلى View واختر Graph.



شكل 34.7 فتح المتغيرات كمجموعة



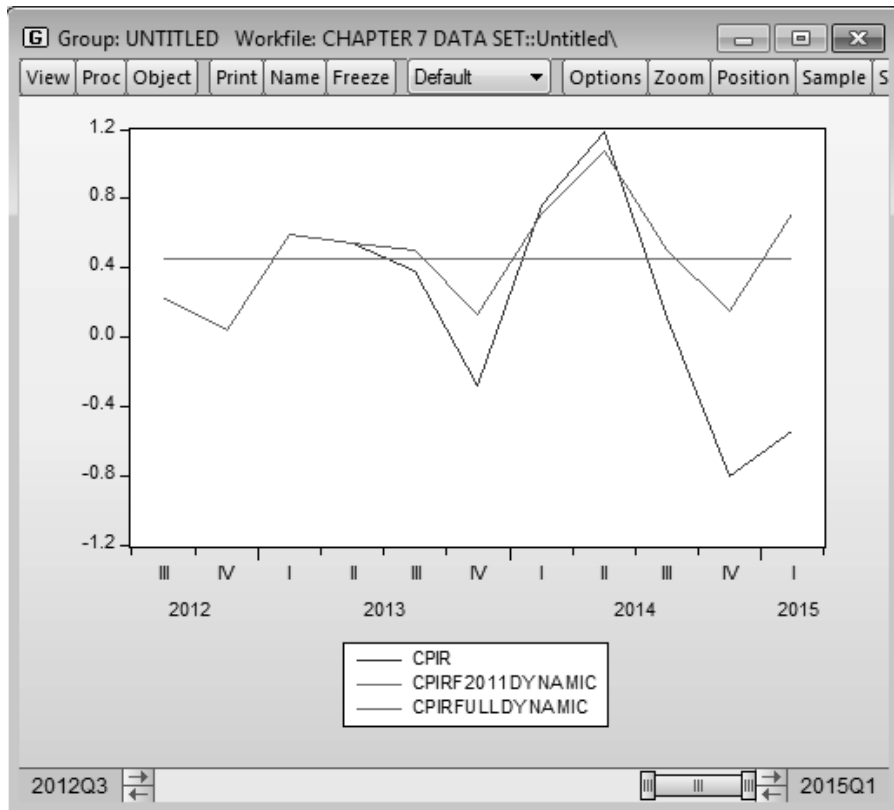
شكل 35.7 التنبؤ الديناميكي لفترات مختلفة

الشكل البياني الذي تحصلنا عليه (الشكل 35.7) لا يعطي صورة واضحة للفترة الأخيرة. من أجل الحصول على صورة كاملة للفترة الأخيرة نتبع الخطوات التالية:

اذهب إلى الجزء الخاص بكتابة الأوامر في واجهة EViews واكتب: smpl
ثم اضغط Enter: 2012q3 2015q1

```
Command
smpl2012q3 2015q1
smpl @all
smpl 2012q3 2015q1
```

سوف يتغير الشكل البياني أعلاه (شكل 35.7) إلى الشكل التالي (36.7):



شكل 36.7 التنبؤ السكان والتنبؤ الديناميكي لـ CPIR

نجد أن خط التنبؤ fulldynamic، الممثل بالخط الأخضر، هو تنبؤ جيد لفترتي التباطؤ لنموذج $ARMA(2)$. المعنوية الإحصائية لمعاملات $AR(2)$ و $MA(2)$ المدرجة في الشكل 32.7 تؤكد ما تم التوصل إليه في عمليات التنبؤ.

صياغة نماذج التقلبات المالية والاقتصادية: نماذج ARCH و GARCH و EGARCH

في تحليل السلاسل الزمنية - كما في تحليل الانحدار - افترضنا بأن البواقي (أو الأخطاء) متجانسة التباين، في مقال شهير نصح الباحث (Engle 1982) بأن اختلاف التباين قد يحدث للبواقي في سياق سلاسل زمنية معينة، Engle لاحظ بأن دراسات التنبؤ - خصوصاً في أسواق المضاربة مثل أسواق العملات الأجنبية وأسواق الأسهم - فإن الأخطاء الصغيرة والكبيرة تحدث في شكل عناقيد، ودليل ذلك أنه من الشائع في سياق السلاسل الزمنية المالية وجود التقلبات العنقودية، التقلبات العنقودية تشرح التغير الكبير (وكذلك إشارة هذا التغير) في - على سبيل المثال - أسعار الأصول التي تميل لتتبع التغيرات الكبيرة الأخرى، التغيرات الصغيرة (وكذلك إشارة هذه التغيرات) تميل لتتبع التغيرات الصغيرة، بعبارة أخرى المستوى الحالي للتقلبات يميل ليكون موجب (تلقائي) مرتبط مع مستواه خلال الفترات اللاحقة فوراً.

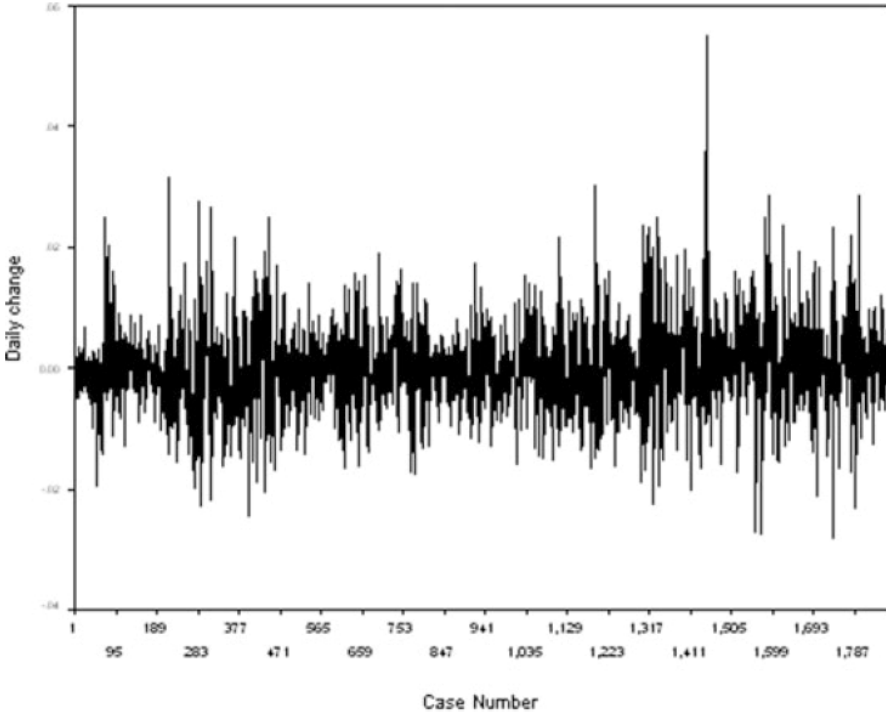
الشكل 1.8 يأخذ في الاعتبار سلسلة معدلات أسعار الصرف اليومية للدولار الأمريكي (US\$) مع المارك الألماني (DM) خلال الفترة من 1 يناير 1980م إلى 21 مايو 1987 والتي تم تحليلها من قبل الباحث (Verbeek 2004)، وباستثناء الأيام التي لم يتم فيها الحصول على أسعار الصرف (أول يوم في السنة الميلادية والعطلات) فإن النتائج كان ياجمالي قدره 1867 قراءة (لأسباب غير مهمة هنا Verbeek أخذ في اعتباره التغيرات اليومية في لوغار يتم معدل سعر الصرف)، الشكل 1.8 يعرض وجود فترات زمنية لتقلبات مرتفعة ومنخفضة.

1.8 فئات نماذج ARCH The ARCH Class Models

مفهوم التقلب في السلاسل الزمنية المالية والاقتصادية يقودنا إلى تطوير نموذج الانحدار الذاتي الشرطي غير متجانس التباين autoregressive conditional heteroscedastic (ARCH) وهو فئة من نماذج المطورة من قبل الباحث (Engel (1982)، بافتراض أن نموذج $AR(1)$ يناسب سلسلة زمنية:

$$Z_t = \mu + \phi_1 + Z_{t-1} + u_t \quad (8.1)$$

حيث أن u_t حد الخطأ مع متوسط يساوي صفر، المعادلة 8.1 لا يجب أن تتضمن أي آلية لتأخذ احتمال التقلبات، وعموماً فإن عناقيد القلبات قد تُشير إلى اختبار ACF و Engle ، u_t قام باعتبار التباين الشرطي كحد للخطأ ورمز له بالرمز σ_t^2 .



الشكل 8.1: التغيرات اليومية في معدلات أسعار صرف US\$/DM

التباين الشرطي يعني أن σ_t^2 يقوم بتقدير المعلومات المعطاة حول الأخطاء في الفترات الزمنية السابقة، وخصوصاً إذا كان التباين الشرطي في الزمن t يتعلق بمربع الخطأ في الزمن $(t - 1)$ لذلك سوف يكون لدينا عملية ARCH(1) وتكون المعادلة:

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 u_{t-1}^2$$

نموذج ARCH(1) يوضح بأنه عندما تكون هناك صدمة كبير في الفترة الزمنية $(t - 1)$ فإنه من المحتمل بدرجة كبيرة أن u_{t-1} لها أيضاً قيمة (مطلقة) كبيرة، وعندما تكون u_{t-1}^2 كبيرة فإن التباين في الفترة الزمنية التالية (t) سوف يكون كبيراً، من المهم جداً أن يكون الطرف الأيمن للمعادلة السابقة موجب، وفي نموذج AR(1) لا بد بالضرورة أن يكون متناسب ويُقال عنه بأنه لدينا عملية AR(1) مع أخطاء ARCH(1) وتتم كتابتها ARCH(1)-AR(1) ويُسمى إلى الجزء AR(1) بأن متوسط المعادلة في حين أن الجزء ARCH(1) يُسمى تباين المعادلة، وبالطبع فإن النماذج الأخرى يجب أن تكون بنفس نوع ARIMA، ويمكن أن يكون بنفس نوع نموذج الانحدار أو أي نموذج سلسلة زمنية أخرى، وفي عملية ARCH(q) فإن التباين الشرطي في الفترة الزمنية t يتأثر بواسطة الأخطاء المربعة عند الفترة الزمنية $(t - 1), (t - 2), \dots, (t - q)$ وتكون المعادلة:

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 u_{t-1}^2 + \dots + \alpha_q u_{t-q}^2 \quad (8.2)$$

Series: USD Workfile: ARCH::Arch\				
View	Proc	Object	Properties	Print Name Freeze Default Sort E
Series01				
Last updated: 03/11/18 - 00:25				
Imported from \\vcnet.ac.uk\regentsdata\HomeDrives\Staff\Hor				
Imported from \\vcnet.ac.uk\regentsdata\HomeDrives\Staff\Hor				
Original name: SERIES01				
1980M01	2.220000			
1980M02	2.274000			
1980M03	2.242000			
1980M04	2.142500			
1980M05	2.260200			
1980M06	2.337500			
1980M07	2.360200			
1980M08	2.333500			
1980M09	2.407000			
1980M10	2.391000			
1980M11	2.443500			
1980M12	2.349500			
1981M01	2.391000			
1981M02	2.349000			
1981M03	2.180500			

الشكل 2.8: معدلات سعر الصرف للدولار الأمريكي \$ مقابل الجنيه الاسترليني

في المعادلة 8.2 التباين الشرطي يعتمد على q فترة تباطؤ لمربعات الخطأ (لاحظ بأنه في العديد من كتب السلاسل الزمنية المالية σ_t^2 في الغالب يُرمز لها بالرمز h_t) ملف البيانات في المثال الحالي يُسمى ARCH.SAV وهو متوفر أون لاين للقراء، حيث يحتوي هذا الملف على أسعار الصرف الشهرية لعدة عملات مقابل الجنيه الإسترليني، سوف نركز على تغير الدولار الأمريكي USD مع جنيه أسترليني واحد، البيانات تغير فترة من 1980M1 إلى 2008M10، لنقم بفتح الملف ببرنامج EViews (تذكر أن هذا الملف هو ملف خارجي foreign file لبرنامج آخر) قم بتحديد تاريخ للبيانات وسوف يكون لديك بيانات كتلك المعروضة في الشكل 2.8.

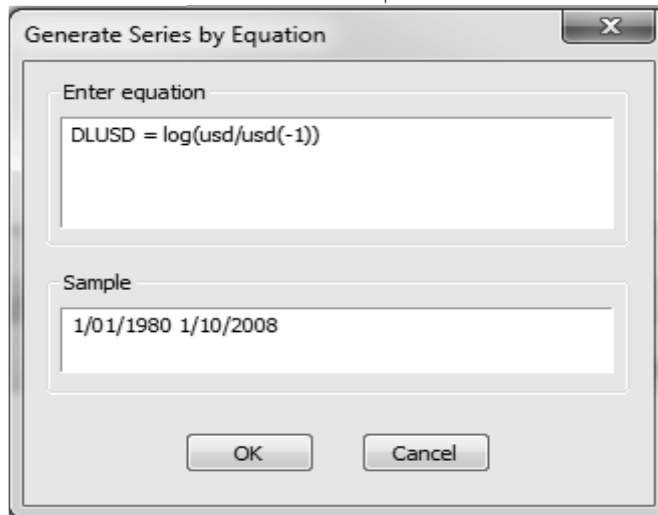
إنشاء معدلات سعر الصرف

قام الباحثان (1997) Pesaran and Pesaran باستخدام هذه البيانات لدراسة المعدل الشهري النسبي للتغير في سعر صرف الدولار/ الجنيه الإسترليني بدلاً من الدولار نفسه USD، وسبب هذا الإجراء في التنبؤ المالي هو أن المعدل النسبي للتغير في الغالب يكون مستقر بينما قيم المتغير الأصلي (وهو USD) لا تميل لتكون مستقرة، المعدل الشهر النسبي، وبيانات المعدل الشهري النسبي للتغير من الواضح أنها تُحسب من خلال $(USD_{t-1} - USD_t)/USD_{t-1}$ (فعلي سبيل المثال إذا كان متغير ما قيمته 58 عند الفترة الزمنية t وقيمة تساوي 56 عند الفترة الزمنية t-1 فإن التغير النسبي لذلك المتغير سوف تكون $56/2 = 0.0357$ أو بنسبة مئوية قدرها 3.57%).

التغير النسبي عبارة عن تقدير (خصوصاً في التحليل المالي) بواسطة

$$\ln(t-1 \text{ القيمة عند الزمن } t / \text{القيمة عند الزمن } t-1)$$

أو هي $\ln(USD_t/USD_{t-1})$ وباستخدام الأرقام في نهاية الشكل البياني السابق فإننا نقوم بتقدير التغير النسبي كما يلي $\ln(58/56) = 0.0351$ وهو يساوي 3.51%، الباحثان Pesaran and Pesaran قاموا باستخدام التقدير اللوغاريتمي والذي يُفترض أن نقوم باستخدامه هنا.



الشكل 8. 3: إنشاء سلسلة بواسطة نافذة المعادلة

في برنامج EViews فإن الرمز $USD(-1)$ يمثل فترة تباطؤ واحدة للمتغير USD_{t-1} ومن شريط الأدوات الرئيسي ببرنامج EViews انقر على

Quick

Generate Series

والذي يعرض نافذة إنشاء سلسلة من خلال معادلة كما في الشكل 8.3، ثم قم بإدخال معادلة للتقدير اللوغاريتمي كما هي معروضة في الشكل السابق وانقر OK لإنشاء السلسلة، الشكل 8.4 يعرض (أ) التغيرات الشهري النسبي في USD محسوباً وفقاً $USD_t - USD_{t-1} / USD_{t-1}$ حيث أن اسم المتغير هو $PROPCHA$ كما أن الشكل يعرض (ب) التقدير اللوغاريتمي لتغيرات الشهرية النسبية تم حسابه (USD_t / USD_{t-1}) حيث أن اسم المتغير $DLUSD$ حيث يُفترض أننا نستخدم المتغير الثاني.

2.8 اختبار تأثيرات ARCH

أول خطوة لاختبار التأثيرات المحتملة لـ ARCH هي معرفة تناسب المعادلة المتوسطة (سوف يتم تسميتها باسم نموذج ARIMA) للمتغير $DLUSD = \ln(USD_t / USD_{t-1})$ وعند تطبيق اختبار ADF على المتغير $DLUSD$ فإن النتائج تُظهر بأن المتغير مستقر (إحصائية اختبار $ADF = 17.249$ ، $p = 0.000$) وبالتالي فإن الفرق غير مطلوب، سوف نقوم بتطبيق نماذج ARIMA على البيانات من 1980M1 إلى 2007M12 ونحتفظ بالبيانات للأشهر الثماني الأولى لسنة 2008 لاختبار مدى تناسب وكفاية النماذج، تم اختيار النموذج من قبل الباحثان Peseran and Peseran للمعادلة المتوسطة حيث كانت العملية $AR(1)$ بدون ثابت بالرغم من حقيقة أن حد $AR(1)$ لم يكن ذو دلالة إحصائية بدرجة بسيطة ($AR(1) = 0.065$ ، $p = 0.1032$)، أنظر الشكل (5.8).

أخذنا في الاعتبار ما إذا كان نموذج $AR(1)$ يحتوي على أخطاء ARCH كما هو في المعادلة (2)، في هذه المعادلة سوف نقوم باختبار فرضية العدم التالية:

EViews - [Group: UNTITLED Workfile: ARCH::Arch]

File Edit Object View Proc Quick Options Add-ins Window Help

View	Proc	Object	Print	Name	Freeze	Default	Sort	Edit+/-	Smpl+/-	Compare+/-	T
		DLUSD		PROPCHA							
1980M01		NA		NA							
1980M02		0.024033		1.274000							
1980M03		-0.014172		1.242000							
1980M04		-0.045395		1.142500							
1980M05		0.053480		1.260200							
1980M06		0.033629		1.337500							
1980M07		0.009664		1.360200							
1980M08		-0.011377		1.333500							
1980M09		0.031012		1.407000							
1980M10		-0.006669		1.391000							
1980M11		0.021720		1.443500							
1980M12		-0.039229		1.349500							
1981M01		0.017509		1.391000							
1981M02		-0.017722		1.349000							
1981M03		-0.074435		1.180500							
1981M04		0.026475		1.239000							
1981M05		-0.043356		1.144000							
1981M06		-0.040939		1.058000							
1981M07		-0.078303		0.903000							
1981M08		-0.055367		0.800500							
1981M09		0.018162		0.833500							
1981M10		-0.001091		0.831500							
1981M11											

Path = c:\users\macbook pro\documents DB = none WF = arch

الشكل 8.4: سعر الصرف الواقعي PROPCHA والتقدير DLUSD والمعدل الشهري المتناسب للتغير في سعر صرف الدور الأمريكي/ الجنيه الاسترليني

View	Proc	Object	Print	Name	Freeze	Estimate	Forecast	Stats	Resids
Heteroskedasticity Test: ARCH									
<hr/>									
F-statistic		1.724265	Prob. F(12,310)		0.0607				
Obs*R-squared		20.20995	Prob. Chi-Square(12)		0.0632				
<hr/>									
Test Equation:									
Dependent Variable: RESID^2									
Method: Least Squares									
Date: 04/12/20 Time: 21:33									
Sample (adjusted): 1981M02 2007M12									
Included observations: 323 after adjustments									
<hr/>									
Variable		Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.				
<hr/>									
C		0.000600	0.000167	3.592435	0.0004				
RESID^2(-1)		0.224670	0.056264	3.993138	0.0001				
RESID^2(-2)		-0.021040	0.057655	-0.364936	0.7154				
RESID^2(-3)		0.035752	0.057676	0.619873	0.5358				
RESID^2(-4)		0.039611	0.057673	0.686822	0.4927				
RESID^2(-5)		0.014400	0.057678	0.249663	0.8030				
RESID^2(-6)		0.049729	0.057601	0.863344	0.3886				
RESID^2(-7)		-0.049021	0.057609	-0.850926	0.3955				
RESID^2(-8)		0.039052	0.057669	0.677170	0.4988				
RESID^2(-9)		0.029581	0.057663	0.512995	0.6083				
RESID^2(-10)		-0.003085	0.057647	-0.053517	0.9574				
RESID^2(-11)		-0.018251	0.057511	-0.317343	0.7512				
RESID^2(-12)		-0.023222	0.056138	-0.413657	0.6794				
<hr/>									

الشكل 8.6: اختبار تأثيرات ARCH حتى 12 فترة تباطؤ

View

Residual Diagnostics

Heteroskedasticity Tests ...

تحت test type اختر ARCH سوف يُطلب منك كم عدد فترات التباطؤ التي ترغب بها، قم بطباعة 12 ثم انقر OK للحصول على النتائج المعروضة في الشكل 8.6.

تحت العنوان ARCH test في الشكل 8.6 تم اختبار فرضية العدم التالية:

$$H_0: \alpha_1 = \alpha_2 = \alpha_3 = \dots = \alpha_{12} = 0$$

تم الاختبار عن طريق إحصائيتين اثنتين هما F و Obs^*R^2 (وهي إحصائية كاي تربيع)، مستويات الدلالة الإحصائية هي 0.0607 و 0.0632 على التوالي، إذن لا نستطيع رفض فرضية الدعم لأن $p > 0.05$ ونستنتج بأن لا يوجد تأثيرات لـ ARCH حتى فترة تباطؤ قدرها 12 شهر.

لنأخذ في الاعتبار الآن ما إذا كانت تأثيرات ARCH عند فترة تباطؤ قدرها شهر واحد، في الشكل 6.8 أنقر على:

View

Residual Diagnostics

Heteroskedasticity Tests ...

Heteroskedasticity Test: ARCH				
F-statistic	17.31638	Prob. F(1,332)	0.0000	
Obs*R-squared	16.55711	Prob. Chi-Square(1)	0.0000	
Test Equation:				
Dependent Variable: RESID^2				
Method: Least Squares				
Date: 04/12/20 Time: 21:36				
Sample (adjusted): 1980M03 2007M12				
Included observations: 334 after adjustments				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	0.000697	0.000113	6.187824	0.0000
RESID^2(-1)	0.222589	0.053490	4.161295	0.0000
R-squared	0.049572	Mean dependent var	0.000898	
Adjusted R-squared	0.046709	S.D. dependent var	0.001904	
S.E. of regression	0.001859	Akaike info criterion	-9.731864	
Sum squared resid	0.001147	Schwarz criterion	-9.709043	
Log likelihood	1627.221	Hannan-Quinn criter.	-9.722765	
F-statistic	17.31638	Durbin-Watson stat	1.993421	
Prob(F-statistic)	0.000040			

الشكل 6.8: اختبار تأثيرات ARCH حتى فترة تباطؤ واحدة

تحت Test Type اختر ARCH ثم قم بإدخال فترة تباطؤ 1 وهذا سوف يؤدي إلى الحصول على النتائج كما في الشكل 8.7 حيث يعرض بأن إحصائية F statistic ($p = 0.000$) وإحصائية كاي تربيع ($p = 0.000$) chi-square statistic تشير بأننا نرفض فرض العدم $H_0: \alpha_1 = 0$ ونستنتج بأن هناك تأثيرات ARCH ذات دلالة إحصائية عند استخدام فترة تباطؤ شهر واحد (قمنا بمقارنة الطريقة التي استخدمها الباحثان Peseran and Peseran وعموماً إذا قمنا باختبار ARCH LM عند فترة تباطؤ 4 أشهر فإن النتائج ذات الدلالة الإحصائية تشير بأن هناك تأثيرات ARCH عند هذا المستوى).

سوف نفترض بأن DLUSD يمكن صياغة نموذج له من خلال عملية AR(1)-ARCH(1) وسوف نقوم بتقدير النموذج والحصول على التوقعات المستقبلية بناءً على ذلك، من شريط أدوات EViews انقر على:

Quick

Estimate Equation

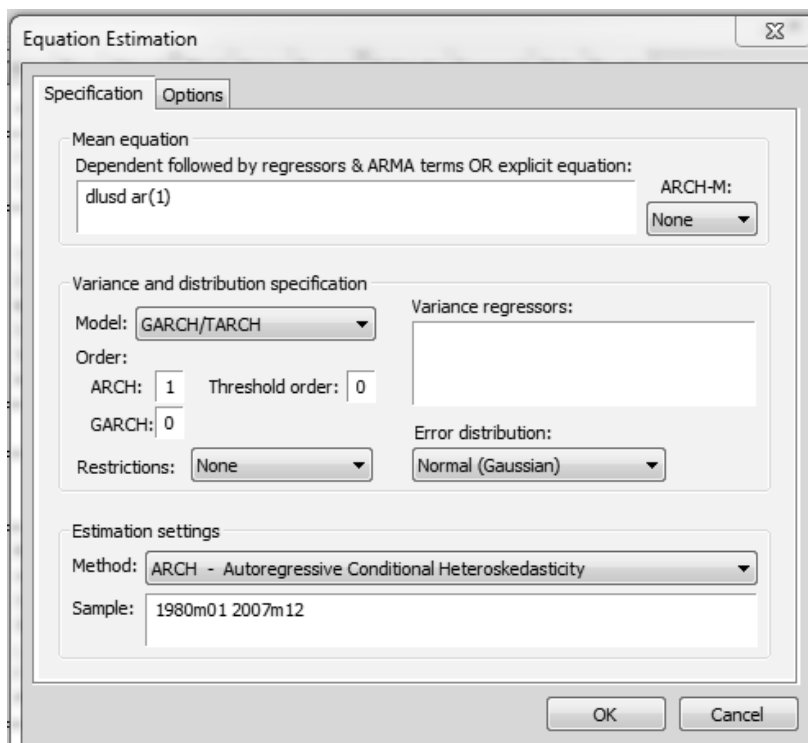
سوف يظهر مربع حوار قم بإدخال النموذج كما يلي:

DLUSD AR1

وقم بتغيير فترة العينة إلى 1980M1 وحتى 2007M12 وفي هذه المرة سوف نقوم باختيار Method كما يلي:

ARCH - Autoregressive Conditional Heteroscedasticity

وانقر OK في مربع الحوار في الشكل 8.8، في أعلى مربع الحوار سوف ترى أن المعادلة المتوسطة وتم تحديدها مسبقاً، النموذج الافتراضي ARCH 1 و GARCH (أنظر الجزء التالي لصياغة نماذج GARCH)، قم بتغيير معامل GARCH إلى 0 واترك معامل ARCH كما مساوي 1 (أي بعبارة أخرى فترة تباطؤ شهر واحد).



الشكل 8.8: تعريف نموذج AR(1)-ARCH(1) للمتغير DLUSD

الوضع الافتراضي يفترض أن الأخطاء من هذه العملية AR(1)-ARCH(1) تتوزع توزيع طبيعي، ثم أنقر OK للحصول على النتائج في الشكل 9.8. من الشكل 9.8 المعادلة المتوسطة هي:

$$DLUSD_t = 0.0051(DLUSD_{t-1})$$

أيضاً من الشكل 9.8 والمعادلة 8.2 معادلة التباين (عملية ARCH(1)) هي:

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 u_{t-1}^2$$

$$\sigma_t^2 = 0.0005 + 0.1714 u_{t-1}^2$$

حيث أن EViews يستخدم الترميز $RESID(-1)^2$ لكل من μ_{t-1}^2 والبواقي المربعة عند الزمن $(t - 1)$ ، كلا حدي التقاطع ($p = 0.000$) ومعامل البواقي

المربعة ($p = 0.0004$) تختلف بشكل جوهري عن الصفر أي بعبارة أخرى $p < 0.05$ في كلا الحالتين، لاحظ بأن معامل $DLUSD_{t-1}$ في الشكل 9.8 يختلف عن تلك في الشكل 5.8، ففي الشكل 5.8 المعامل لم يكن ذو دلالة إحصائية بشكل بسيط حيث كان القيمة 0.0641 عند قيامنا بتحديد المعادلة المتوسطة فقط، (تم تقدير ذلك عن طريق المربعات الصغرى العادية)، في الشكل 9.8 عندما تظهر تأثيرات ARCH فإن هذا المعامل يمكن تقديره بقيمة 0.0051 وهي ليست ذات دلالة إحصائية (في حالة ARCH فإن تقدير النموذج تتم من خلال تقنية الفرق والتي تُسمى الأرجحية العظمى).

Equation: UNTITLED Workfile: ARCH::Arch\				
View	Proc	Object	Print	Name
Freeze	Estimate	Forecast	Stats	Resids
Dependent Variable: DLUSD Method: ML ARCH - Normal distribution (BFGS / Marquardt steps) Date: 04/12/20 Time: 21:39 Sample (adjusted): 1980M02 2007M12 Included observations: 335 after adjustments Convergence achieved after 13 iterations Coefficient covariance computed using outer product of gradients Presample variance: backcast (parameter = 0.7) GARCH = C(2) + C(3)*RESID(-1)^2				
Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
AR(1)	0.003390	0.061907	0.054759	0.9563
Variance Equation				
C				
RESID(-1)^2	0.000692	7.83E-05	8.831012	0.0000
	0.242007	0.074699	3.239764	0.0012
R-squared	0.000280	Mean dependent var	-0.000388	
Adjusted R-squared	0.000280	S.D. dependent var	0.030132	
S.E. of regression	0.030128	Akaike info criterion	-4.201505	
Sum squared resid	0.303173	Schwarz criterion	-4.167349	
Log likelihood	706.7521	Hannan-Quinn criter.	-4.187888	
Durbin-Watson stat	1.868897			
Inverted AR Roots	.00			

الشكل 9.8: نتائج نموذج AR(1)-ARCH(1)

لاحظ بأننا: قمنا بالالتزام بالإفصاح من خلال البحث الأصلي للباحثان Peseran and Peseran وعموماً وبالأخذ في الاعتبار النتائج السابقة فإننا ننصح بإعادة حساب المعادلة المتوسطة من جديد والبحث عن بديل آخر.

التنبؤ باستخدام نموذج ARCH

في الشكل 9.8 قام بالنقر على

View

Residual Tests

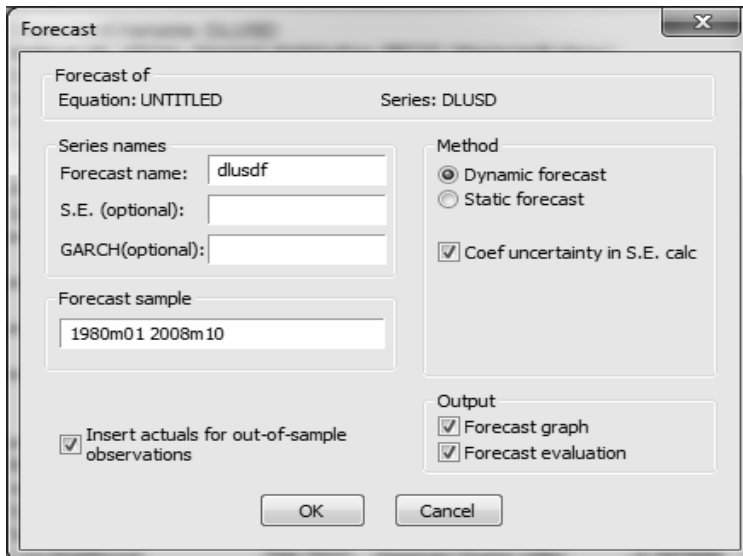
Histogram—Normality test

لإجراء اختبار جاركوبيرا Jarque-Bera لمعرفة هل البواقي تتوزع توزيع طبيعي، واختبار فرضية العدم للتوزيع الطبيعي حيث تم رفضها ($p = 0.000$) وهذا يشير إلى أن خطأً في صياغة النموذج وقد يرغب المحلل بتعديل التوزيع المفترض للبواقي في الشكل 8.8 ويمكننا اختبار ما إذا كان هناك تأثيرات ARCH أخرى في النموذج $AR(1)$ - $ARCH(1)$ وذلك من خلال النقر على:

View

Residual Diagnostics

...ARCH LM Test



الشكل 8. 10: مربع حوار التنبؤ

بعد اختيار عدة مجموعات من فترات التباطؤ فإن إحصائية F وإحصائية كاي تربيع لم تكونا ذات دلالة إحصائية مما يُشير إلى عدم وجود تأثيرات ARCH أخرى.

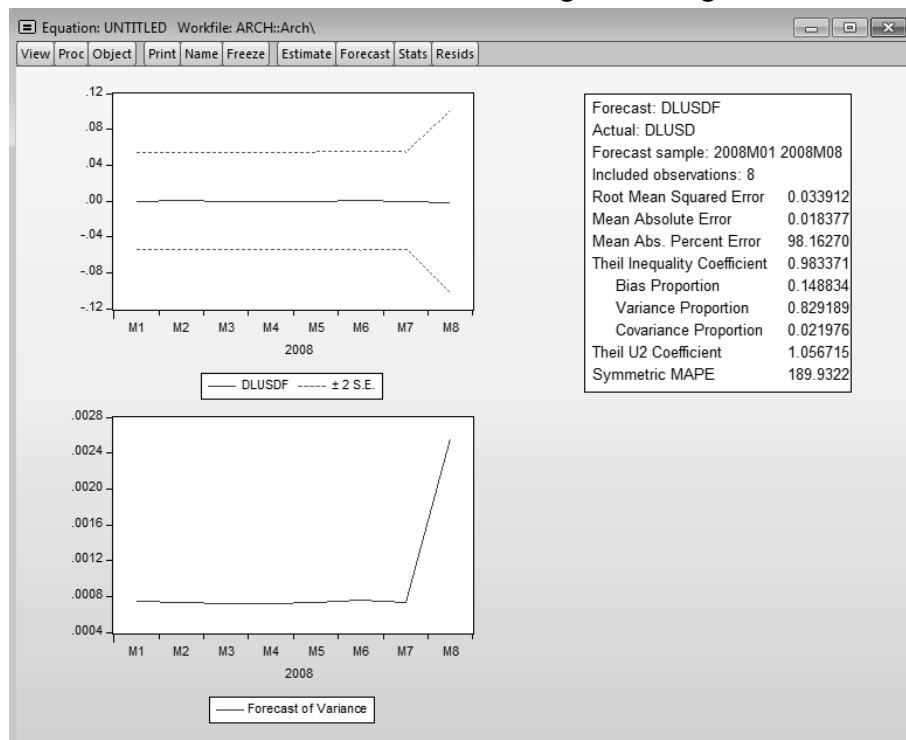
وبالعودة إلى أول ثمان أشهر لسنة 2008 والتي تم الاحتفاظ بها لاختبار كفاءة النموذج في التنبؤ، أي بعبارة أخرى أنه لدينا قيم فعلية للمتغير $DLUSD$ للفترة ما بين 2008M1 إلى 2008M8 ويمكننا مقارنة تلك القيم مع القيم المتوقعة والتي تم الحصول عليها من النموذج $AR(1)-ARCH(1)$ ، أنقر على ايقونة Forecast في الشكل 9.8 للحصول على مربع حوار Forecast كما في الشكل 10.8.

الوضع الافتراضي أن القيم المتوقعة للمتغير $DLUSD$ سوف يتم حفظها باسم $DLUSDF$ والمستخدم يمكنه تغيير هذا الاسم، في أسفل الشكل 10.8 تجد بأن برنامج EViews به خيار forecast sample (فترة التنبؤ) هي من 1980M1 إلى 2008M10 قم بتغيير هذه الفترة لتكون 2008M1 إلى 2008M10 وفي الجهة اليمنى للشكل 10.8 سوف تلاحظ بأن هناك طريقتين للحصول على التنبؤات التنبؤات الديناميكية dynamic forecast (وهو الوضع الافتراضي) التنبؤات الثابتة static forecasts ، فالتنبؤات الديناميكية للفترة تقوم باستخدام القيم التي تم التنبؤ بها سابقاً للمتغير الموجود لدينا، في حين أن التنبؤات الثابتة تعطي نتائج باستخدام القيم المشاهدة للمتغير، فإذا لم يكن لدينا قيم مشاهدة فإن برنامج EViews يعطي NA ، وأخيراً فإن المخرجات الافتراضية تتضمن شكل بياني للتنبؤ وتقييم للتنبؤات.

أنقر على OK للحصول على الشكل 11.8 حيث سوف يتم عرض التنبؤات الثابتة، وبإعادة هذه العملية ولكن لكل الأشهر من 1980M1 إلى 2008M10 سوف يتم عرض التنبؤات الثابتة كما في الشكل 12.8 حيث قمنا بحفظ هذه التنبؤات تحت اسم $ALLDLUSDF$.

في الشكل 11.8 والشكل 12.8 هنا بعض الخطوات التي يتم استخدامها بشكل متكرر للحصول على تنبؤ ذات كفاءة، وهذه الخطوات هي جذر متوسط مربع

الخطأ (RMSE) ومتوسط الخطأ المطلق (MAE) ونسبة الخطأ المتوسط المطلق (MAPE) ومعامل متباينة ثيل Thiel's Inequality.

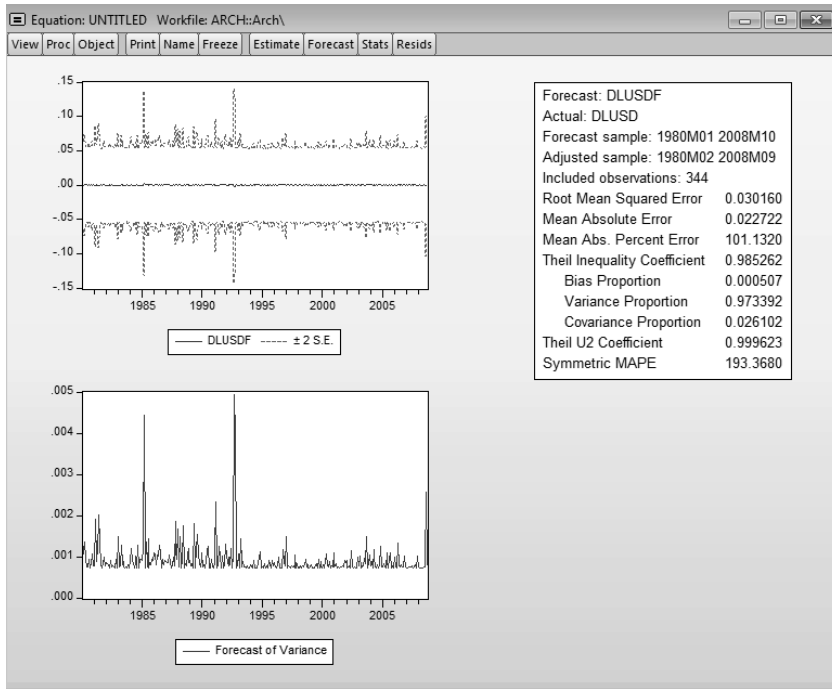


الشكل 8. 11: إحصائية التنبؤ لسته أشهر للنموذج AR(1)-ARCH(1)

المطلق absolute هو نفسه المعامل modulus، ويعتمد كلاً من MAE و RMSE على مقياس المتغير المراد التنبؤ به، لذلك يتم استخدامها كمقاييس لمقارنة التنبؤات مع نفس السلسلة لنموذج التنبؤ المختلفة، وكلما كانت قيمة RMSE/MAE أصغر كلما كانت قدرة النموذج على التنبؤ أفضل، مستخدم نموذج التنبؤ قد يستخدم أيضاً MAPE فعلى سبيل المثال من المفيد أن نعلم بأن MAPE للنموذج هي 5% بدلاً من أن نعلم بأن MAE يساوي 439.6.

معامل متباينة ثيل يُعرف كذلك بأنه إحصائية U ثيل وقيمة هذا المعامل تقع بين 0 و 1، فإذا كان المعامل يساوي 0 فهذا يُشير إلى تناسب تام، بعبارة أخرى لا يوجد خطأ تنبؤ، وقد يتم تفسير المعامل كما يلي:

- إذا كان $U = 1$ فإن طريقة التنبؤ المستخدمة جيدة بمثل جودة النموذج البسيط الأول.
 - إذا كان $U < 1$ فإن طريقة التنبؤ المستخدمة أفضل من النموذج الأول البسيط، وكلما قلت قيمة U كلما كان ذلك أفضل.
 - إذا كان $U > 1$ ليس هناك سبب لاستخدام أي طريقة للتنبؤ لأن النموذج الأول سوف يعطي نتائج أكثر دقة.
- بالإضافة إلى ذلك فإن EViews يعرض النتائج التالية بخصوص معامل ثيل:



الشكل 8. 12: إحصائية التنبؤ للفترة الزمنية بالكامل

- نسبة التحيز bias proportion والتي توضح لنا كم يبعد متوسط التنبؤ عن المتوسط الفعلي للسلسلة.
- نسبة التباين variance proportion والتي توضح لنا كم يبعد تباين التنبؤ عن التباين الفعلي للسلسلة.

● نسبة التباين المشترك covariance proportion والتي تقيس بقية خطأ التنبؤ غير النظامي.

لاحظ بأن مجموع نسب التحيز والتباين والتباين المشترك تساوي 1.

3.8 مسائل متعلقة بنماذج ARCH في التطبيق العملي

يعطي ARCH إطاراً للتحليل وتطوير السلاسل الزمنية بما فيها تقلبات تلك السلاسل، نماذج ARCH كان لها تطبيقات مفيدة خلال العشر سنوات الماضية وخصوصاً في حقل التقلبات المالية، وعموماً فإن نماذج ARCH تستخدم الآن بانخفاض مستمر وذلك لوجود عدة صعوبات منها:

● كيفية تحديد q - عدد فترات التباطؤ - حيث لا توجد طريقة واضحة لذلك.

● قيمة q تتطلب الحصول على كافة تأثيرات التباين المشروط والتي قد تكون كبيرة جداً، وهذا قد يؤدي إلى نموذج ARCH معقد وغير مرغوب.

● كلما زادت قيمة q كلما زادت احتمالية الحصول على تباين مشروط سالب.

تم التوسع في عملية ARCH(q) وتطويرها بشكل مستقل من قبل Bollerslev (1986) and Engle (1982) وأطلق عليها اسم عملية ARCH أو GARCH المعممة the generalized ARCH process or GARCH حيث أن نماذج GARCH أصبحت تستخدم بكثرة في التحليل المالي في السنوات الأخيرة.

4.8 نماذج GARCH

نموذج GARCH يسمح للتباين الشرطي أن يكون مستقلاً بناءً على قيمة فترة التباطؤ الخاصة به وبناءً على حدود الخطأ المربع لنماذج ARCH وفي أبسط صورته يكون لدينا:

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 u_{t-1}^2 + \beta_1 \sigma_{t-1}^2 \quad (8.3)$$

المعادلة (8.3) يُشار إليها كنموذج GARCH(1,1) وينص نموذج

GARCH(1,1) على أن التباين الشرط الحالي هو دالة لحد التقاطع، والمعلومات حول التباين خلال الفترات الزمنية الماضية $(\alpha_1 u_{t-1}^2)$ والتباين الشرطي متناسب من النموذج خلال الفترة السابقة $(\beta_1 \sigma_{t-1}^2)$.
نموذج GARCH(q,p) تكون له الصيغة التالية: 085939

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 u_{t-1}^2 + \alpha_1 u_{t-2}^2 + \dots + \alpha_q u_{t-q}^2 + \beta_1 \sigma_{t-1}^2 + \beta_2 \sigma_{t-2}^2 + \dots + \beta_p \sigma_{t-p}^2 \quad (8.4)$$

نموذج ARCH(1) يعادل نموذج GARCH(1,0)، المعادلة (8.4) تناظر تركيبة النموذج ARIMA الذي رأيناه سابقاً، كما أن σ_t^2 هي انحدار ذاتي للجزء (AR) و μ_j^2 هي جزء المتوسط المتحرك (MA).

التطبيقات العملية للنموذج GARCH أشارت إلى القيم المنخفضة لكل من q و p مطلوبة، وفي الغالب $p = q = 1$ يُفترض أن نرى الآن ما إذا كان نموذج AR(1) للتغيرات النسبية في معدلات سعر صرف US\$/GBP المستخدمة في الجزء السابق لها خطأ GARCH(1,1) متصل مع تلك التغيرات، النموذج اللاحق يتم تطبيقه بشكل واسع في السلاسل المالية التي تحتوي على تقلبات، النموذج الذي نريد استخدامه هو:

$$DLUSD_t = \gamma(DLUSD_{t-1})$$

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 u_{t-1}^2 + \beta_1 \sigma_{t-1}^2 \quad (8.5)$$

والتي يمكن إعادة كتابتها كملية AR(1)-GARCH(1,1) مع بارامترات $\gamma, \alpha_0, \alpha_1, \beta_1$ يجب تحديدها.

من شريط أدوات EViews أنقر على:

Quick
Estimate Equation

ثم قم بتحديد المعادلة المتوسط لكل معادلة كما في الشكل 5.8 وذلك كما

يلي

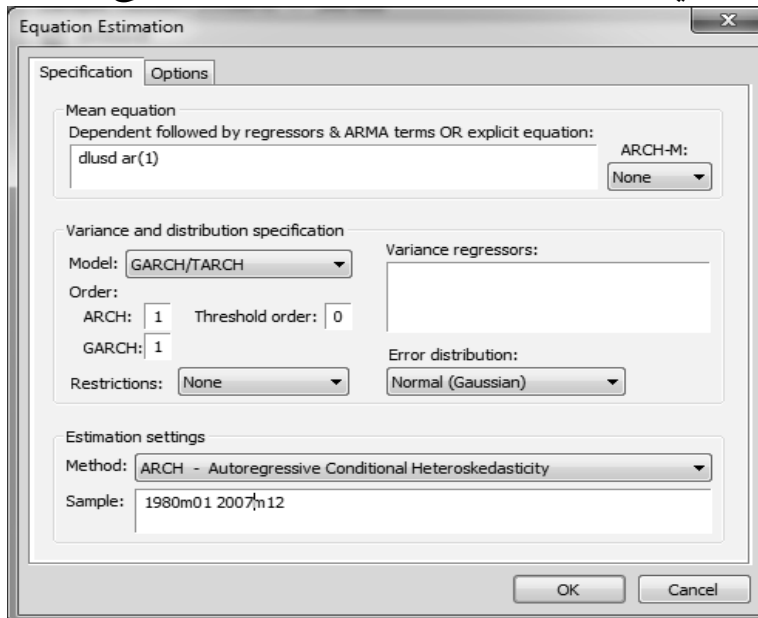
DLUSD AR(1)

واختر العينة sample لتكون من 1980M1 إلى 2007M12 وفي خيار النموذج modelling اختر ARCH للجزء السابق، وفي خيار Method يكون:

ARCH - Autoregressive Conditional Heteroscedasticity

هذا سوف يعرض نافذة الحوار كما في الشكل 8.8، وهذه المرة سوف نختار ARCH و GARCH حتى كما هو معروض في الشكل 8.13، نتائج تطبيق AR(1)- GARCH(1,1) تم عرضها في الشكل 8.14.

لاحظ بأن ظهور نتائج GARCH في المعادلة المتوسط يختلف قليلاً عما كانت عليها في عملية ARCH عندما كانت $AR1 = 0.0051$, $p = 0.9181$ ، في الشكل 8.14 تم الإشارة إلى GARCH بالرمز GARCH(-1) ومن الواضح أنه ليس ذو دلالة إحصائية وهذا يعني أن عملية GARCH غير مناسبة للمتغير DLUSD، إحصائية التنبؤ للنموذج تم عرضها في الشكل 8.15، وهذه قد يُشار إليها بالرمز RMSE و MAE وهي تقوم بقياس نموذج GARCH(1,1) وهذا النموذج يعطي توقعات أسوأ من نموذج ARCH(1) (قارن مع الشكل 12.8).



الشكل 8. 13: تحديد نموذج GARCH(1,1)

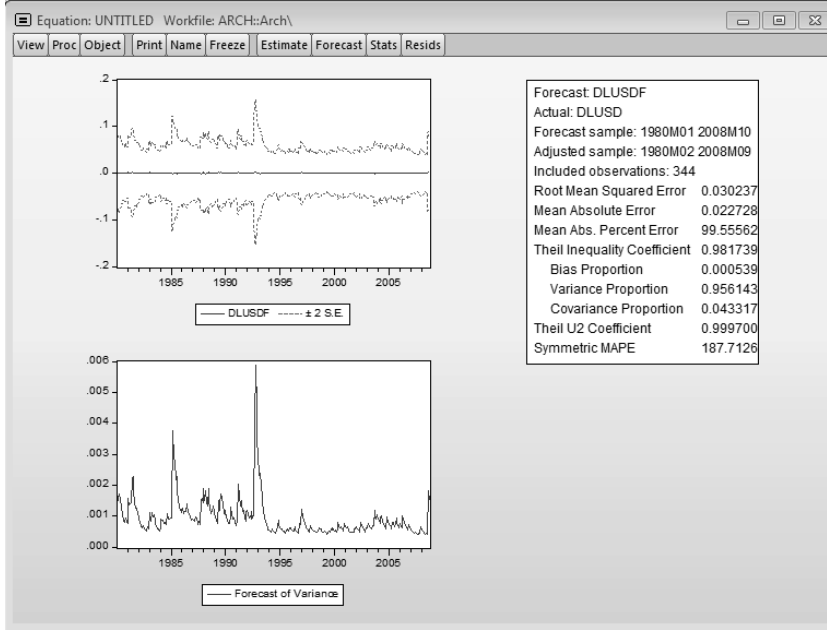
Equation: UNTITLED Workfile: ARCH::Arch\				
View	Proc	Object	Print	Name Freeze Estimate Forecast Stats Resids
Dependent Variable: DLUSD				
Method: ML ARCH - Normal distribution (BFGS / Marquardt steps)				
Date: 04/12/20 Time: 23:21				
Sample (adjusted): 1980M02 2007M12				
Included observations: 335 after adjustments				
Convergence achieved after 25 iterations				
Coefficient covariance computed using outer product of gradients				
Presample variance: backcast (parameter = 0.7)				
GARCH = C(2) + C(3)*RESID(-1)^2 + C(4)*GARCH(-1)				
Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
AR(1)	-0.020296	0.053170	-0.381714	0.7027
Variance Equation				
C	8.08E-05	5.25E-05	1.539082	0.1238
RESID(-1)^2	0.166529	0.052908	3.147500	0.0016
GARCH(-1)	0.749949	0.089187	8.408730	0.0000
R-squared	-0.003317	Mean dependent var	-0.000388	
Adjusted R-squared	-0.003317	S.D. dependent var	0.030132	
S.E. of regression	0.030182	Akaike info criterion	-4.234432	
Sum squared resid	0.304264	Schwarz criterion	-4.188891	
Log likelihood	713.2674	Hannan-Quinn criter.	-4.216276	
Durbin-Watson stat	1.821753			
Inverted AR Roots	-0.02			

الشكل 8. 14: نتائج تطبيق النموذج GARCH(1,1)

5.8 التطبيق: صياغة نموذج التقلب والتقدير GARCH (1,1)

الهدف هو إيجاد العوامل المؤثرة في تقلبات الأصول المالية أو الأدوات المالية، وبشكل أكثر تعقيداً نريد تحديد العوامل الخارجية والداخلية المشتركة والتي تقود إلى تقلبات في الفترة الزمنية، سوف نستخدم GARCH(1,1) ونقوم بتقدير نموذج ARCH تمثل 1 في القوس و 1 في GARCH ، سوف يتم التركيز على مربع البواقي مع فترة تباطؤ واحدة وتباين البواقي مع فترة تباطؤ واحدة كما هو معروض سابقاً، سوف نأخذ بالاعتبار معادلتين وحدة هي المعادلة الرئيسية والثاني هوي معادلة التباين، ونهدف إلى حساب المعادلة الرئيسية للحصول على البواقي واستخدام تباين البواقي لحساب معادلة التباين، المعادلة الرئيسية

التي نستخدمها في هذا المثال هي نموذج CAPM حيث سوف يتم استخدام عوائد وريال بنك أوف سكوتلاند (RBS) والتي يفترض بأنها دالة لعوائد سوف المملكة المتحدة - مؤشر بورصة لندن FTSE 100 - وفقاً لما يلي:



الشكل 8.15: التنبؤ من النموذج GARCH(1,1)

$$RRBS_t = \beta_0 + RFTSE_t + \varepsilon_{\varepsilon t}$$

معادلة التباين سوف تتضمن العناصر التالية:

- **العنصر الأول التقاطع.**
- **العناصر الثاني تربيع البواقي لفترة تباطؤ زمنية واحدة والتي تمثل الصدمة أو الأخبار أو الخطأ، ونُسمى هذا بمحد ARCH، فإذا كان هذا الحد ذو معنوية إحصائية فهذا يعني أن الصدمة أثرت في تباين بواقي GARCH.**
- **العنصر الثالث هو تباين البواقي مع فترة تباطؤ واحدة، إذا كان هذا العنصر ذو دلالة إحصائية فهذا يعني أن التباين يظل ثابت ومتجانس، سوف نتعامل مع العنصرين الثاني والثالث معاً.**

- لاحظ: العوامل الأول والثاني والثالث يتم اعتبارها عوامل داخلية.
- هناك عنصرين إضافيين نسميهما عنصرين خارجيين سوف يتم استخدامهما، الأول هو متوسط العائد الصناعي لمؤشر داوجونز DJ، والثاني هو العائد على مؤشر بورصة فرانكفورت Dax، هذان العنصران الخارجيان يُشيران إلى ما إذا كان التقلب كان بسبب العناصر الداخلية أو أحد العناصر الخارجية أو كلاهما.

لنلخص ذلك:

- 1 - سوف نأخذ في الاعتبار ما إذا كانت معادلتا التباين مع فترة التباطؤ لمربع الخطأ وحد التباين الشرطي مع فترة تباطؤ كلاهما ذو دلالة إحصائية، فإذا كان تأثيرات التباين الشرطي مع فترة تباطؤ هو الوضع الحالي للتباين الشرطي فإنه من الواضح أن هناك دليل على وجود تأثير ARCH واضح.
- 2 - العوامل الخارجية سوف تتم معاملتها كلاً على حدة وهذا يعتمد على ما إذا كانت ذات دلالة إحصائية أولاً، فإذا كان أي من العاملين الخارجيين ذو دلالة إحصائية فإن يمكننا أن نستنتج بأن هناك دليل على أن تباين (GARCH) تأثر بذلك العامل وأن التقلب حدث جزئياً من قبل ذلك العامل.

معادلة التباين هي:

$$h_t \widehat{\sigma}_t^2 = \beta_0 + \beta_1 \sigma_{t-1}^2 + \beta_2 \sigma_{t-1}^2 + \beta_3 RDJ + \beta_4 RDAX$$

تم جمع بيانات الأسعار في نهاية اليوم لأسهم رويال بنك أوف سكوتلاند (RBS) ومؤشر الأسهم (FTSE) FTSE 100 ومؤشر متوسط الصناعة لأسهم داوجونز (DJ) مؤشر بورصة فرانكفورت (Dax)، حيث تم الحصول على عينة من 1000 مشاهدة لكل متغير من هذه المتغيرات للفترة من 19 مارس 2008 إلى 5 مارس 2012، بيانات الأسعار للمتغيرات السابقة تم تحويلها إلى ملف EViews والعوائد كما يلي:

الخطوة الأولى: كل البيانات (الأسعار) تم تحويلها باستخدام اللوغاريتم الطبيعي كما يلي:

$$LRBS = \text{LOG}(RBS)$$

$$LFTSE = \text{LOG}(FTSE)$$

$$LDJ = \text{LOG}(DJ)$$

$$LDAX = \text{LOG}(DAX)$$

الخطوة الثانية: عوائد المتغيرات السابقة يمكن حسابها كما يلي:

$$RRBS = LRBS - LRBS(-1)$$

$$RFTSE = LFTSE - LFTSE(-1)$$

$$RDJ = LDJ - LDJ(-1)$$

$$RDAX = LDAX - LDAX(-1)$$

ملاحظة:

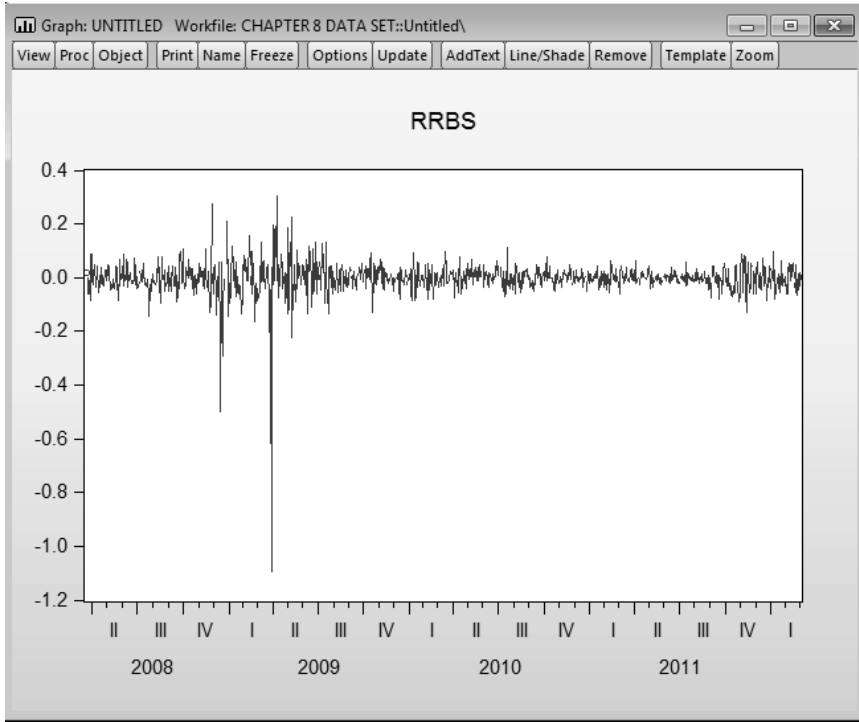
البيانات التي تم استخدامها لحساب النماذج السابقة يجب أن تكون مستقرة، وهذا شرط ضروري حتى نتجنب الانحدار الناتج من الانحدار الوهمي (لا قيمة له).

السلسلة الزمنية الأولى: النماذج غير الرسمية **RRBS**:

بحسب الشكل 16.8 تبدو السلسلة مستقرة.

أ) الشكل البياني للارتباط للسلسلة **RRBS**:

أنقر نقراً مزدوجاً على **RRBS** من ملف العمل للحصول على بيانات السلسلة **RRBS**.



الشكل 8. 16: رسم بياني للسلسلة RRBS

أنقر على View - Correlogram وفي الخيار Level اختر correlogram
وانقر OK

1 - H_0 : السلسلة ليس لها جذر وحدة.

2 - H_1 : السلسلة لها جذر وحدة.

3 - $\alpha = 5\%$ أو 0.05

ليس هناك إحصائيات اختبار لحسابها، وسوف ننظر إلى عمود الاحتمال
Prob في الشكل 17.8.

4 - P-values = 0.000

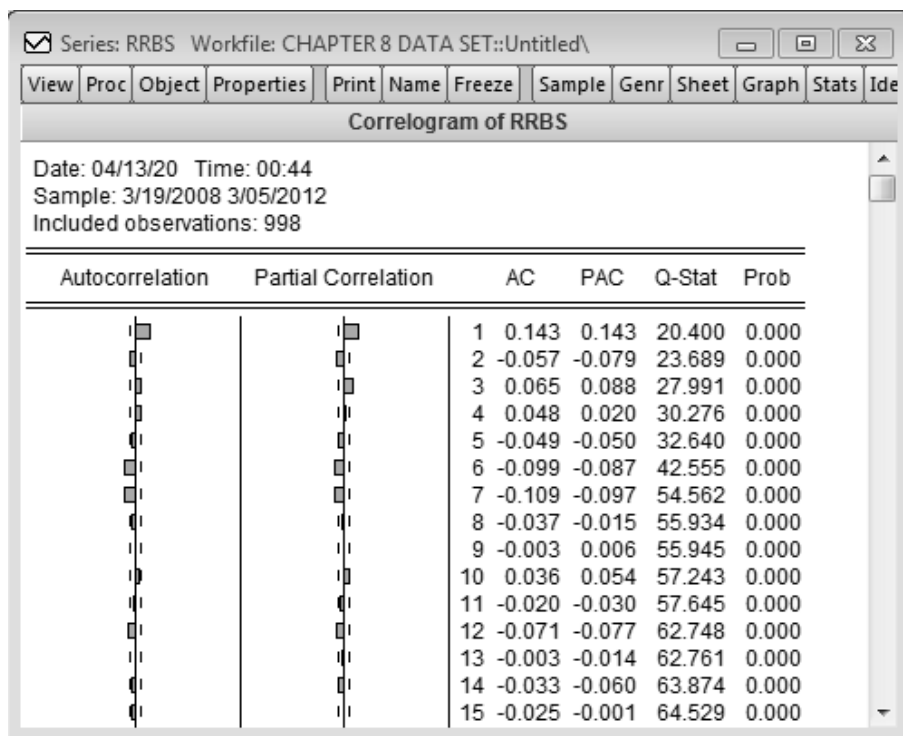
5 - $0.05 > 0.000$ نرفض فرضية العدم H_0 ونقبل الفرضية البديلة H_1 .

6 - السلسلة ليست مستقرة.

النموذج الرسمي:

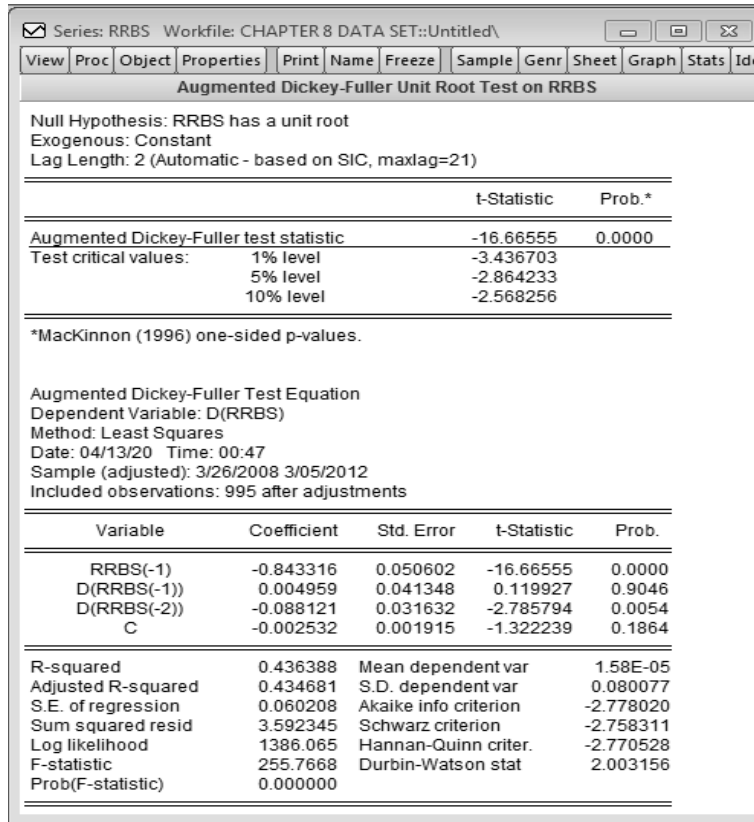
اختبار ديكي فولر المعزز (ADF) Augmented Dickey-Fuller

اتبع هذه الخطوات ببرنامج EViews:
 أنقر نقرًا مزدوجًا على المتغير RRBS من ملف العمل.
 من النافذة التي تعرض بيانات المتغير RRBS اختر View-Unit Root test
 في خيار نوع الاختبار Test type اختر Augmented Dickey-Fuller
 في خيار اختبار جذر الوحدة Test for unit root اختر level
 من الخيار Include في معادلة الاختبار اختر Trend and Intercept إذا كان
 الشكل البياني للسلسلة يشير إلى أن السلسلة لها اتجاه.
 ثم أنقر على OK.



الشكل 8.17: تصوير الارتباط للمتغير RRBS

- 1 - H_0 : السلسلة لها جذر وحدة وليست مستقرة.
 - 2 - H_1 : السلسلة ليس لها جذر وحدة وهي مستقرة.
 - 3 - $\alpha = 5\%$ أو 0.05
- وبناءً على الشكل 8.18 فإن إحصائية اختبار ADF تساوي -16.66555
- 4 - قيمة $p\text{-value} = 0.0000$
 - 5 - $0.05 < \text{Prob} = 0.0000$ وبالتالي نرفض فرضية العدم H_0 .
 - 6 - RRBS ليس لها جذر وحدة وهي سلسلة مستقرة.
- السلسلة الزمنية الثانية: الطريقة غير الرسمية للسلسلة RFTSE**
- بناءً على الشكل 19.8 فإن السلسلة RFTSE هي سلسلة مستقرة.
- (أ) الشكل البياني للسلسلة RFTSE**
- 1 - H_0 : RFTSE ليس لها جذر وحدة.
 - 2 - H_1 : لها جذر وحدة.
 - 3 - $\alpha = 5\%$ أو 0.05
- ليس هناك إحصائية اختبار لحسابها ولكننا نركز على عمود الاحتمال Prob في الشكل 20.8.
- 4 - $p\text{-values} = 0.000$
 - 5 - $0.05 < \text{Prob} = 0.000$ وبالتالي نرفض فرض العدم H_0 .
 - 6 - RFTSE ليست سلسلة مستقرة.
- الطريقة الرسمية:**
- أختبار ديكي فولر المعزز للسلسلة RFTSE
- 1 - H_0 : RFTSE لها جذر وحدة وليست مستقرة.
 - 2 - H_1 : RFTSE ليس لها جذر وحدة وليست مستقرة.
 - 3 - $\alpha = 5\%$ أو 0.05.



الشكل 8.18: اختبار جذر الوحدة للمتغير RRBS

بناءً على نتائج الشكل 21.8 فإن إحصائية اختبار ADF تساوي -24.57451-

$$P\text{-values} = 0.0000 - 4$$

$$5 - Prob = 0.000 < 0.05 \text{ وبالتالي نرفض فرض العدم } H_0.$$

6 - RFTSE ليس لها جذر وحدة وهي سلسلة مستقرة.

السلسلة الزمنية الثالثة: RDJ والطرق غير الرسمية

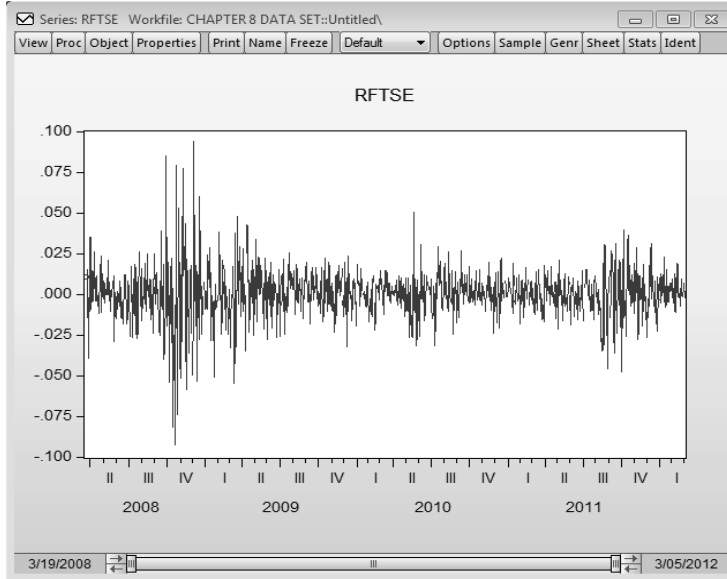
بناءً على نتائج الشكل 22.8 فيبدو أن السلسلة RDJ غير مستقرة مع اضطرابات مرتفعة في السلسلة الزمنية.

أ) الشكل البياني للسلسلة RDJ

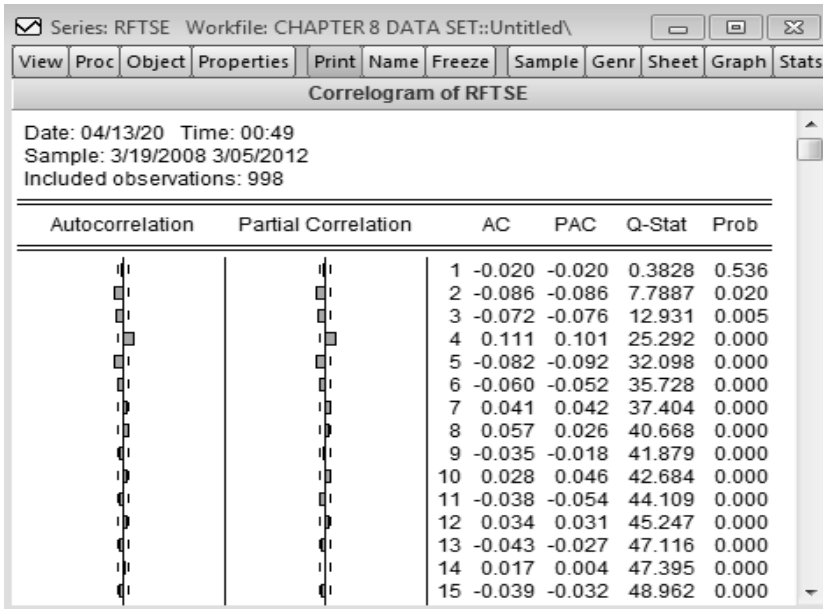
1 - H_0 : السلسلة ليس لها جذر وحدة.

2 - H_1 : السلسلة لها جذر وحدة.

3 - $\alpha = 5\%$ أو 0.05



الشكل 8.19: الشكل البياني للسلسلة RFTSE



الشكل 8.20: جدول الارتباط للمتغير RFTSE

Series: RFTSE Workfile: CHAPTER 8 DATA SET::Untitled\

View	Proc	Object	Properties	Print	Name	Freeze	Sample	Genr	Sheet	Graph	Stats	It
------	------	--------	------------	-------	------	--------	--------	------	-------	-------	-------	----

Augmented Dickey-Fuller Unit Root Test on RFTSE

Null Hypothesis: RFTSE has a unit root
Exogenous: Constant, Linear Trend
Lag Length: 4 (Automatic - based on SIC, maxlag=21)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-15.43908	0.0000
Test critical values:		
1% level	-3.967317	
5% level	-3.414345	
10% level	-3.129297	

*Mackinnon (1996) one-sided p-values.

Augmented Dickey-Fuller Test Equation
Dependent Variable: D(RFTSE)
Method: Least Squares
Date: 04/13/20 Time: 00:52
Sample (adjusted): 3/28/2008 3/05/2012
Included observations: 993 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
RFTSE(-1)	-1.170814	0.075834	-15.43908	0.0000
D(RFTSE(-1))	0.157721	0.067880	2.323530	0.0204
D(RFTSE(-2))	0.070208	0.056878	1.234356	0.2174
D(RFTSE(-3))	-0.008025	0.045010	-0.178288	0.8585
D(RFTSE(-4))	0.092366	0.031573	2.925474	0.0035
C	-0.000525	0.001015	-0.517281	0.6051
@TREND("3/19/2008")	1.24E-06	1.76E-06	0.705980	0.4804

R-squared	0.528133	Mean dependent var	3.67E-05
Adjusted R-squared	0.525261	S.D. dependent var	0.022999
S.E. of regression	0.015847	Akaike info criterion	-5.444673
Sum squared resid	0.247606	Schwarz criterion	-5.410126
Log likelihood	2710.280	Hannan-Quinn criter.	-5.431538
F-statistic	183.9283	Durbin-Watson stat	1.995120
Prob(F-statistic)	0.000000		

الشكل 8. 21: اختبار جذر الوحدة للمتغير RFTSE

ليس هناك إحصائية اختبار لحسابها ولكننا نركز على عمود الاحتمال Prob في الشكل 23.8.

$$P\text{-values} = 0.000 - 4$$

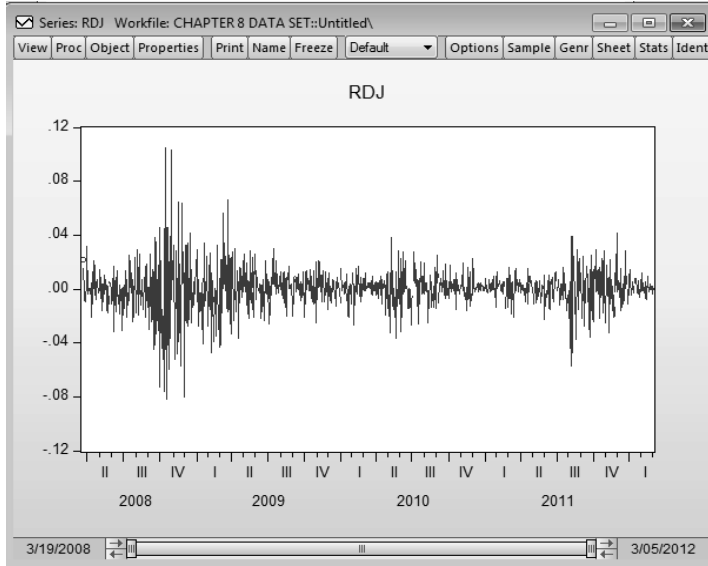
$$5 - 0.05 < Prob = 0.000 \text{ وبالتالي نرفض فرضية العدم } H_0.$$

6 - السلسلة RDJ ليست مستقرة.

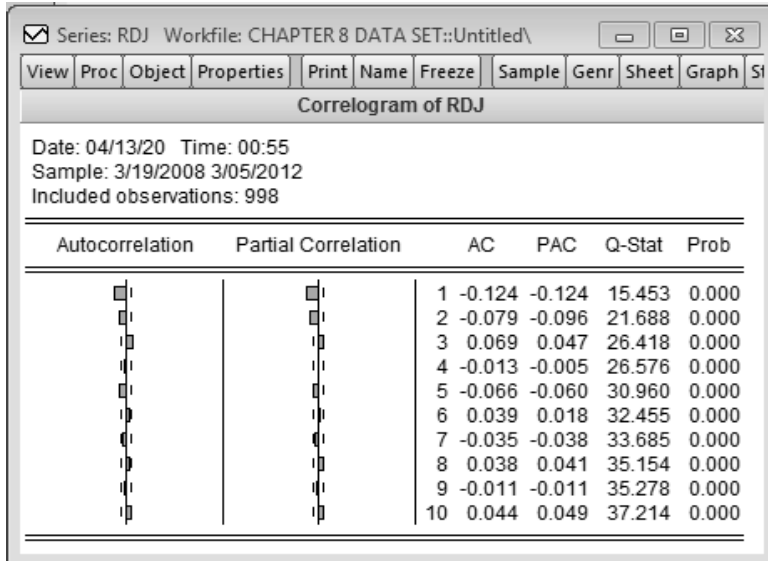
الطريقة الرسمية:

اختبار ديكي فولر المعزز (ADF) للسلسلة RDJ

- 1 - H_0 : السلسلة RDJ لها جذر وحدة وليست مستقرة.
 2 - H_1 : السلسلة RDJ ليس لها جذر وحدة وهي سلسلة مستقرة.
 3 - $\alpha = 5\%$ أو 0.05



الشكل 8. 22: شكل بياني للسلسلة RDJ



الشكل 8. 23: جدول الارتباط للمتغير RDJ

بناءً على نتائج الشكل 24.8 فإن إحصائية اختبار ADF تساوي -26.07087

$$P\text{-values} = 0.000 - 4$$

5 - $Prob = 0.000 < 0.05$ وبالتالي نرفض فرضية العدم H_0 .

6 - السلسلة RDJ ليس لها جذر وحدة وهي سلسلة مستقرة.

☒
Series: RDJ
Workfile: CHAPTER 8 DATA SET::Untitled\

View

Proc

Object

Properties

Print

Name

Freeze

Sample

Genr

Sheet

Graph

Stats

Augmented Dickey-Fuller Unit Root Test on RDJ

Null Hypothesis: RDJ has a unit root

Exogenous: Constant

Lag Length: 1 (Automatic - based on SIC, maxlag=21)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-26.07087	0.0000
Test critical values:		
1% level	-3.436696	
5% level	-2.864230	
10% level	-2.568255	

*Mackinnon (1996) one-sided p-values.

Augmented Dickey-Fuller Test Equation

Dependent Variable: D(RDJ)

Method: Least Squares

Date: 04/13/20 Time: 00:58

Sample (adjusted): 3/25/2008 3/05/2012

Included observations: 996 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
RDJ(-1)	-1.233619	0.047318	-26.07087	0.0000
D(RDJ(-1))	0.095987	0.031541	3.043275	0.0024
C	4.61E-05	0.000508	0.090797	0.9277

R-squared

Adjusted R-squared

S.E. of regression

Sum squared resid

Log likelihood

F-statistic

Prob(F-statistic)

0.567094

0.566222

0.016022

0.254905

2705.501

650.4010

0.000000

Mean dependent var

S.D. dependent var

Akaike info criterion

Schwarz criterion

Hannan-Quinn criter.

Durbin-Watson stat

-1.62E-05

0.024327

-5.426709

-5.411939

-5.421094

1.991301

الشكل 24.8: اختبار جذر الوحدة RDJ

السلسلة الزمنية الثالثة: الطريقة غير الرسمية للسلسلة RDAX
يبدو أن السلسلة مستقرة مع اضطرابات مرتفعة خلال الفترة الزمنية
(انظر الشكل 25.8).

ب) الشكل البياني للسلسلة RDAX

1 - H_0 : السلسلة RDAX ليس لها جذر وحدة

2 - H_1 : السلسلة RDAX لها جذر وحدة

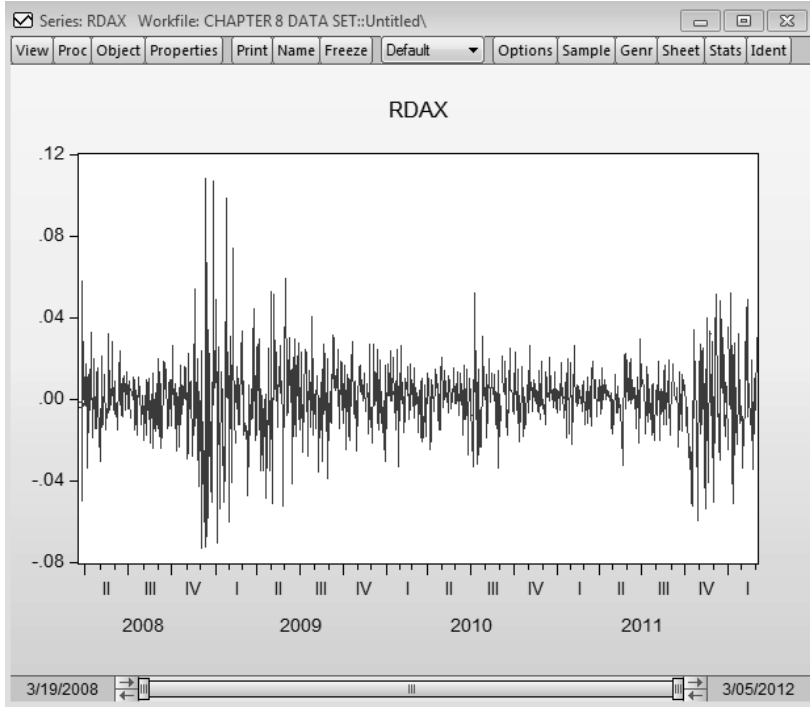
3 - $\alpha = 5\%$ أو 0.05

ليس هناك إحصائية اختبار لحسابها ولكننا نركز على عمود الاحتمال
Prob في الشكل 26.8.

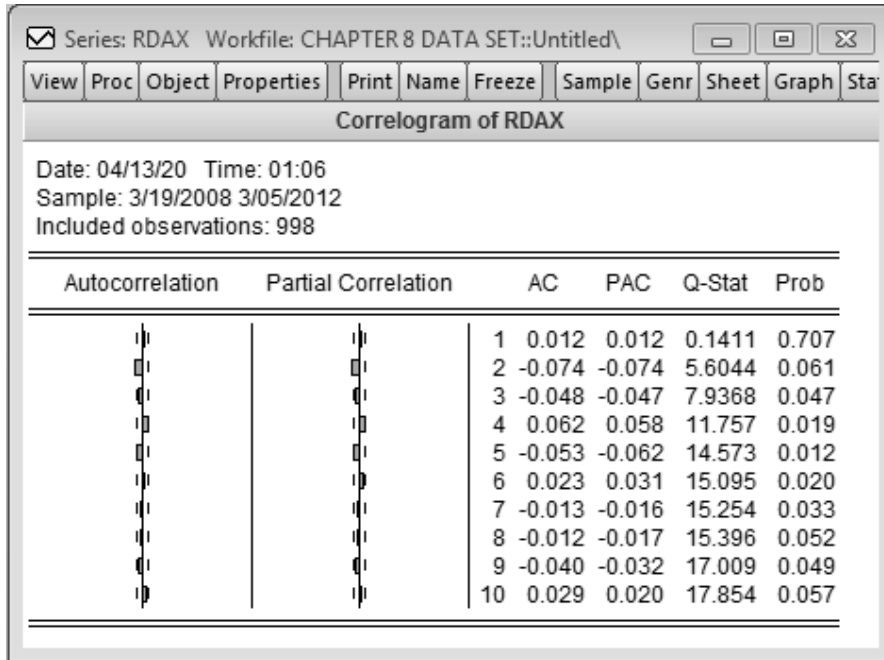
4 - بعض قيم p-values أكبر من 0.05 بينما البعض الآخر أقل من 0.05.

5 - أغلب قيم $p\text{-values} < 0.05$ وبالتالي نرفض فرض العدم H_0 .

6 - نستنتج بأن السلسلة RDAX ليست مستقرة.



الشكل 25.8: الرسم البياني للسلسلة RDAX



الشكل 8. 26: جدول الارتباط للمتغير RDAX

الطريقة الرسمية:

أختبار ديكي فولر المعزز (ADF) للسلسلة RDJ

1 - H_0 : السلسلة RDJ لها جذر وحدة وليست مستقرة.

2 - H_1 : السلسلة RDJ ليس لها جذر وحدة وهي مستقرة.

3 - $\alpha = 5\%$ أو 0.05

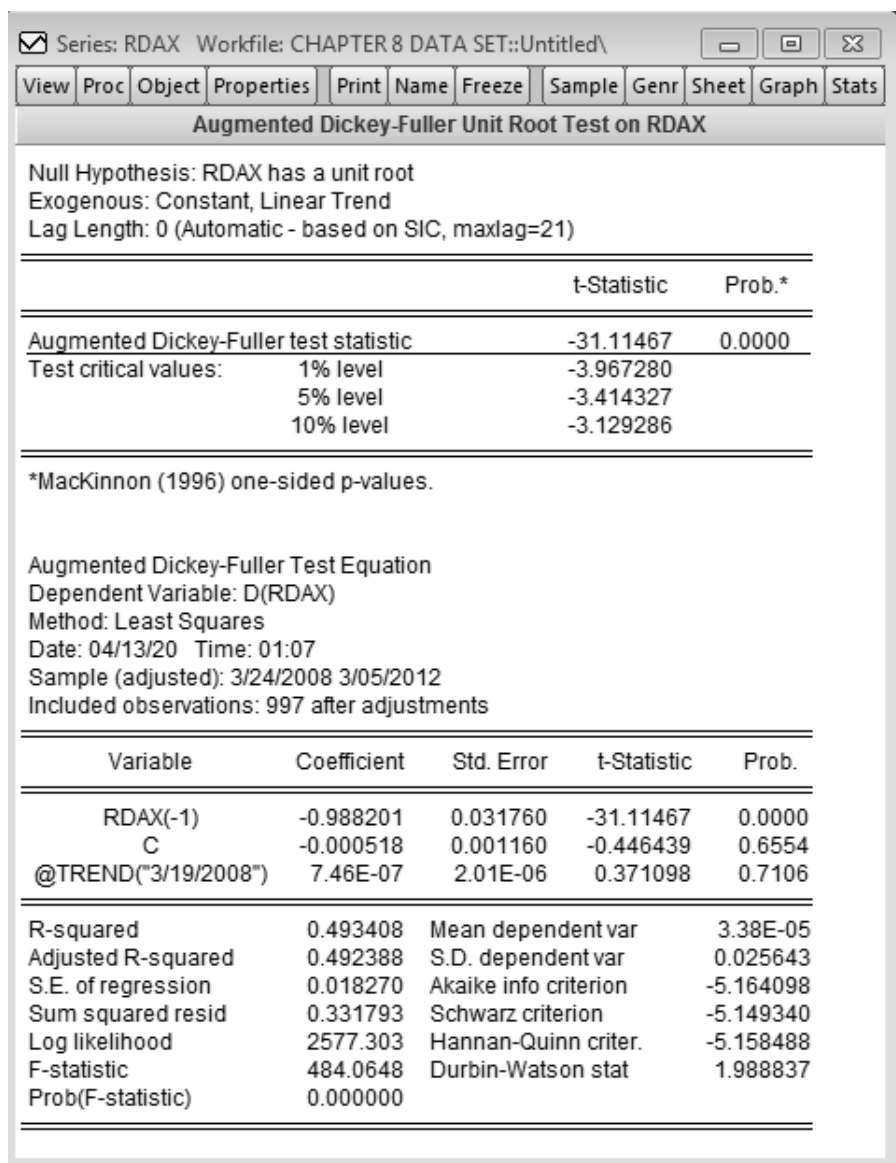
بناءً على نتائج الشكل 27.8 فإن إحصائية اختبار ADF تساوي -31.11467

4 - $P\text{-values} = 0.000$

5 - $0.05 < Prob = 0.000$ وبالتالي نرفض فرضية العدم H_0 .

6 - نستنتج بأن السلسلة RDJ ليس لها جذر وحدة وهي مستقرة.

في الخلاصة: وجدنا بأن كل السلاسل مستقرة.



الشكل 8.27: اختبار جذر الوحدة RDAX

6.8 التكامل المشترك Cointegration

خطوات اختبار التكامل

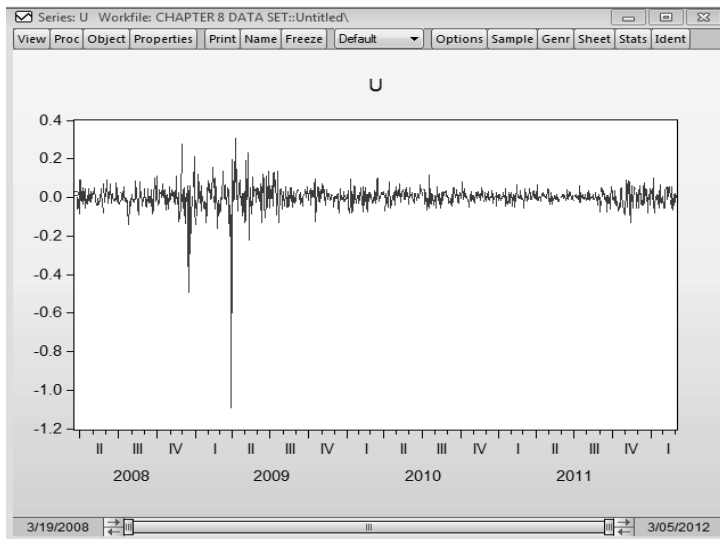
1 - قم بحساب الانحدار باستخدام السلاسل الأصلية كما في الشكل 8.28.

2 - قم بحفظ البواقي.

انقر على Quick ثم Generate series (بعد حساب الانحدار) في مربع الخيار process قم بطباعة U=resid ثم انقر OK سوف يكون لدينا متغير جديد في ملف العمل باسم U.

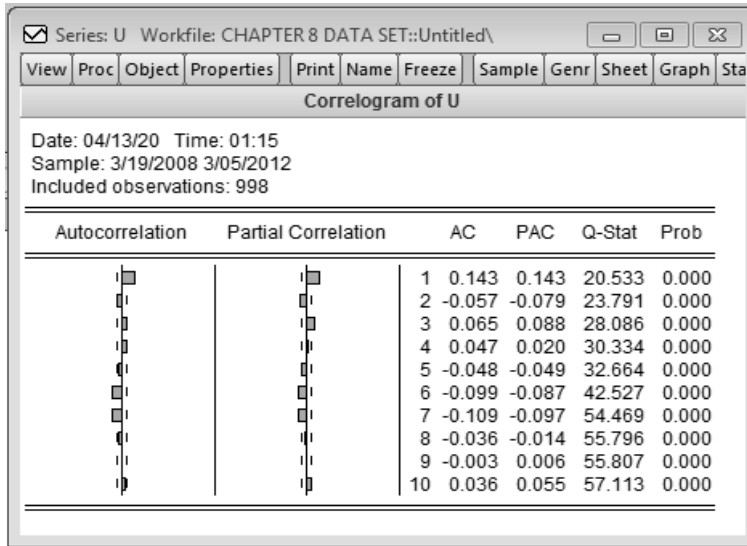
Equation: UNTITLED Workfile: CHAPTER 8 DATA SET::Unt...				
View Proc Object Print Name Freeze Estimate Forecast Stats Resids				
Dependent Variable: RRBS				
Method: Least Squares				
Date: 04/13/20 Time: 01:09				
Sample (adjusted): 3/20/2008 3/05/2012				
Included observations: 998 after adjustments				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	-0.003043	0.001935	-1.572473	0.1162
RFTSE	0.028016	0.120315	0.232858	0.8159
R-squared	0.000054	Mean dependent var	-0.003042	
Adjusted R-squared	-0.000950	S.D. dependent var	0.061112	
S.E. of regression	0.061141	Akaike info criterion	-2.749250	
Sum squared resid	3.723328	Schwarz criterion	-2.739419	
Log likelihood	1373.876	Hannan-Quinn criter.	-2.745513	
F-statistic	0.054223	Durbin-Watson stat	1.713377	
Prob(F-statistic)	0.815919			

الشكل 8. 28: مخرجات الانحدار للمتغير RRBS



الشكل 8. 29: بواقي الانحدار للمتغير RRBS

- 3 - قم برسم شكل بياني لسلسلة البواقي.
الشكل البياني للبواقي يوضح بأن السلسلة مستقرة (الشكل 8. 29).
4 - قم بحساب تصوير الارتباط للبواقي.



الشكل 8. 30: جدول الارتباط للسلسلة U

- 1 - H_0 : السلسلة ليس لها جذر وحدة.
2 - H_1 : السلسلة لها جذر وحدة.
3 - $\alpha = 5\%$ أو 0.05
ليس هناك إحصائية اختبار لحسابها ولكننا نركز على عمود الاحتمال Prob في الشكل 30.8
4 - $Prob = 0.000 < 0.05$ وبالتالي نرفض فرض العدم H_0 .
5 - السلسلة لها جذر وحدة وليست مستقرة.
الطريقة الرسمية:

اختبار ديكي فولر المعزز (ADF) للسلسلة U

قبل البدء بحساب الاختبار في برنامج EViews نحتاج إلى تحديد ما إذا يجب أن يتم تضمين الاتجاه أو لا، فإذا كان الرسم البياني للسلسلة له اتجاه

فيجب تضمين الاتجاه، وإذا كان الرسم البياني للسلسلة ليس له اتجاه فلا يجب تضمين الاتجاه؛ يجب فقط تضمين التقاطع.

1 - $U : H_0$ لها جذر وحدة وليست مستقرة.

2 - $U : H_1$ ليس لها جذر وحدة وهي سلسلة مستقرة.

3 - $\alpha = 5\%$ أو 0.05

بناءً على نتائج الشكل 8.31 فإن إحصائية اختبار ADF تساوي -16.66196

1 - $P\text{-values} = 0.000$

2 - $0.05 < Prob = 0.000$ وبالتالي نرفض فرض العدم H_0 .

3 - السلسلة U ليس لها جذر وحدة وهي سلسلة مستقرة.

بواقى المعادلة المتوسطة مستقرة وهذا يعني أن هناك سلسلتين مختلطتين وهناك علاقة طويلة الأجل بينهما.

باستخدام EViews لتحليل ARCH ، GARCH ، EGARCH

1 - باستخدام توزيع جاوس الطبيعي كتوزيع للخطأ

Series: U Workfile: CHAPTER 8 DATA SET::Untitled\				
View	Proc	Object	Properties	Print Name Freeze Sample Genr Sheet Graph Stats Ident
Augmented Dickey-Fuller Unit Root Test on U				
Null Hypothesis: U has a unit root				
Exogenous: Constant, Linear Trend				
Lag Length: 2 (Automatic - based on SIC, maxlag=21)				
			t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic			-16.67360	0.0000
Test critical values:	1% level		-3.967298	
	5% level		-3.414336	
	10% level		-3.129291	
*Mackinnon (1996) one-sided p-values.				
Augmented Dickey-Fuller Test Equation				
Dependent Variable: D(U)				
Method: Least Squares				
Date: 04/13/20 Time: 01:16				
Sample (adjusted): 3/26/2008 3/05/2012				
Included observations: 995 after adjustments				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
U(-1)	-0.844412	0.050644	-16.67360	0.0000
D(U(-1))	0.005978	0.041374	0.144486	0.8851
D(U(-2))	-0.087498	0.031650	-2.764535	0.0058
C	-0.002375	0.003841	-0.618294	0.5365
@TREND("3/19/2008")	4.81E-06	6.65E-06	0.722598	0.4701
R-squared	0.436438	Mean dependent var		1.55E-05
Adjusted R-squared	0.434161	S.D. dependent var		0.080052
S.E. of regression	0.060217	Akaike info criterion		-2.776713
Sum squared resid	3.589823	Schwarz criterion		-2.752076
Log likelihood	1386.414	Hannan-Quinn criter.		-2.767347
F-statistic	191.6711	Durbin-Watson stat		2.003012
Prob(F-statistic)	0.000000			

الشكل 8.31: اختبار جذر الوحدة للسلسلة U

أنقر على Quick/Estimate Equation ثم اطبع اسم المتغيرات للنموذج الرئيسي كما يلي:

RRBS C RFTSE

لا تقم بإضافة أي عناصر خارجية لحساب الانحدار هنا.

من مربع الطريقة method اختر ARCH ثم انقر OK كما هو موضح في الشكل 32.8.

كيف تتعامل مع نافذة تقدير المعادلة؟

الشكل 32.8: إنشاء نموذج ARCH

نافذة ARCH لها جزئين: التحديد والخيارات.

سوف نتعامل مع جزء التحديد:

1 - المعادلة المتوسطة Mean Equation: متغيرات المعادلة المتوسطة تتضمن الميل والذي سوف يظهر بشكل تلقائي في مربع الحوار، ذلك لا تحتاج إلى إجراء أي تعديل هنا.

2 - اترك الخيار في المربع ARCH-M كما هو None.

3 - التباين وتحديد التوزيع variance and distribution specification

- أ) من قائمة model اختر GARCH/TARCH
- ب) اختر 1 لـ ARCH واختر 1 لـ GARCH
- ج) اترك Threshold order بقيمة 0.
- د) بالنسبة للخيار restrictions اتركه كما هو None
- هـ) في مربع الحوار المسمى Variance regressors اكتب اسم العوامل الخارجية RDJ و RDAX.
- و) في مربع خطأ التوزيع Error Distribution اختر (Normal).
- 4 - أترك إعدادات Estimation كما هي.
- 5 - أنقر OK.
- الشكل 33.8 يعرض نتائج ARCH و GARCH : التوزيع وفقاً لهذه الطريقة هو توزيع طبيعي.
- من ايقونة View اختر الخيار Representation سوف تنتقل إلى:

Equation: UNTITLED Workfile: CHAPTER 8 DATA SET::Untitled\				
View	Proc	Object	Print	Name
Freeze	Estimate	Forecast	Stats	Resids
Dependent Variable: RRBS Method: ML ARCH - Normal distribution (BFGS / Marquardt steps) Date: 04/13/20 Time: 01:23 Sample (adjusted): 3/20/2008 3/05/2012 Included observations: 998 after adjustments Convergence achieved after 20 iterations Coefficient covariance computed using outer product of gradients Presample variance: backcast (parameter = 0.7) GARCH = C(3) + C(4)*RESID(-1)^2 + C(5)*GARCH(-1)				
Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	0.000288	0.001018	0.282859	0.7773
RFTSE	-0.118455	0.069159	-1.712786	0.0868
Variance Equation				
C	6.50E-05	1.51E-05	4.312508	0.0000
RESID(-1)^2	0.305384	0.014167	21.55658	0.0000
GARCH(-1)	0.730973	0.017288	42.28134	0.0000
R-squared	-0.004394	Mean dependent var	-0.003042	
Adjusted R-squared	-0.005403	S.D. dependent var	0.061112	
S.E. of regression	0.061277	Akaike info criterion	-3.480888	
Sum squared resid	3.739893	Schwarz criterion	-3.456311	
Log likelihood	1741.963	Hannan-Quinn criter.	-3.471546	
Durbin-Watson stat	1.713520			

الشكل 33.8: مخرجات نماذج ARCH و GARCH

المعادلة المقدرة:

$$RRBS = C(1) + C(2)*RFTSE$$

$$GARCH = C(3) + C(4)*RESID(-1)^2 + C(5)*GARCH(-1) + C(6)*RDJ + C(7)*RDAX$$

المعاملات المستبدلة:

$$RRBS = 0.00044059057028 - 0.107028069526*RFTSE$$

$$GARCH = 6.59263919847E-05 + 0.307546277944*RESID(-1)^2 + 0.729125918193*GARCH(-1) + 0.00441565197904*RDJ - 0.00026570$$

$$\$32637195\#*RDAX$$

تحليل النتائج من مخرجات ARCH/GARCH باستخدام التوزيع الطبيعي المعادلة الرئيسية

معامل RFTSE والذي هو C(2) له قيمة $p\text{-value} = 0.0988$ وهذه القيمة أقل من 0.05، هذا المعامل غير مستقر، هذا المتغير ليس له تأثير ذو معنوية إحصائية، وهذا يؤكد بأن هذه المتغير ليس له تأثير على أسعار أسهم RBS.

معادلة التباين GARCH

تباين البواقي للمتغير (GARCH) هي دالة لمتغيرين داخليين ومتغيرين خارجيين، المتغيرين الداخلية - أو متغيرين من نفس العائلة - هو مربع متغير الباقي مع فترة تباطؤ واحدة $Reside(-1)$ ويمثل ARCH أو الصدمة الماضية أو الأخبار أو $GARCH(-1)$ تباين البواقي مع فترة تباطؤ واحدة أو عدم تجانس التباين، المتغيرات الخارجية هي RDJ و RDAX.

1 - معامل مربع البواقي مع فترة تباطؤ واحدة له $p\text{-value} = 0.000$ وهي أقل من 0.05 وبذلك فإننا نرفض فرض العدم H_0 القائل بأن هذا المعامل يساوي صفر، ونستنتج بأن ARCH أو الصدمة الماضية أو الأخبار أثرت على تباين البواقي GARCH.

2 - معامل $GARCH(-1)$ و C(5) له قيمة $p\text{-value} = 0.000$ وهذه القيمة أقل من 0.05 وبسبب ذلك فإننا نرفض فرض العدم H_0 القائل بأن المعامل يساوي صفر، المعامل مع تباين بفترة تباطؤ $GARCH(-1)$ ذو معنوية إحصائية ونستنتج بأن هناك التباين مختلف.

3 - كلاً من حد الخطأ المربع مع فترة تباطؤ وحد التباين الشرطي مع فترة تباطؤ كلاهما ذو معنوية إحصائية، وبما أن التباين الشرطي مع فترة تباطؤ يؤثر في التباين الشرطي الحالي فهذا دليل واضح على أن هناك تأثير لـ ARCH أكثر وضوحاً.

4 - الدليل الثاني لذلك هو أن مجموع المعاملات لهذين العنصرين أكبر من 1 حيث أن المجموع $0.307546 + 0.729126 = 1.036672$.

5 - معامل RDJ و C(6) لهما قيمة $p\text{-value} = 0.117$ وهي أقل من 0.05 وبسبب ذلك فإننا نرفض فرض العدم H_0 القائل بأن المعامل يساوي صفر، ويمكننا حساب هذا العامل الخارجي - وهو متوسط الصناعة لمؤشر داوجونز - والذي له تأثير على تباين بواقي GARCH والتقلب يمكن تفسيره جزئياً في ضوء هذا العامل.

6 - معامل RDAX و C(7) له قيمة $p\text{-value} = 0.8964$ وهذه القيمة أكبر من 0.05 وذلك لا يمكننا رفض فرض العدم H_0 القائل بأن هذا المعامل يساوي صفر، ويمكننا حساب العامل الخارجي - وهو مؤشر أسعار سوق أسهم فرانكفورت - والذي ليس له تأثير على تباين بواقي GARCH والتقلبات لا يمكن تفسيرها جزئياً في ضوء هذا العامل الخارجي.

تحليل البواقي لهذا النموذج

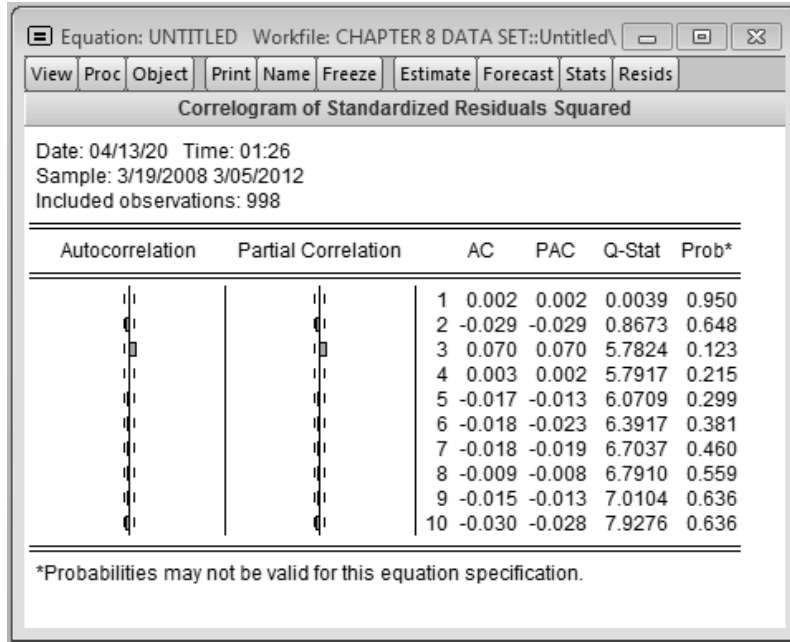
فحص الارتباط الذاتي

من نتائج المتغير ARCH أنقر على View ثم اختر residual diagnostics ومن القائمة اختر correlogram residual squared.

1 - H_0 : ليس هناك ارتباط ذاتي.

2 - H_1 : هناك ارتباط ذاتي.

3 - $\alpha = 5\%$ أو 0.05



الشكل 8. 34: جدول الارتباط والبواقي المعيارية المربعة

سوف نركز على عمود Prob في الشكل 34.8:

- 4 - من الواضح بأن قيمة p-values أكبر من 0.05.
- 5 - بما أن p-values أكبر من 0.05 لذلك نقبل فرضية العدم H_0 .
- 6 - لا توجد مشكلة الارتباط الذاتي.

فحص مشكلة اختلاف التباين Check for heteroskedasticity

من مخرجات ARCH أنقر على Views ثم اختر residual diagnostics

ومن القائمة اختر ARCH LM

1 - H_0 : لا توجد مشكلة اختلاف التباين.

2 - H_1 : توجد مشكلة اختلاف التباين.

3 - $\alpha = 5\%$ أو 0.05

وبناءً على مخرجات الشكل 35.8 فإن $\text{Obs}^*R\text{-squared} = 5.041692$

4 - قيمة الاحتمال لكاي تربيع تساوي Prob. Chi-Square = 0.1688

5 - $0.05 < 0.1688$ وبالتالي لا يمكننا رفض فرض العدم.

6 - ليس هناك وجود لمشكلة اختلاف التباين.

فحص التوزيع الطبيعي

من مخرجات المتغير ARCH انقر على View ثم اختر residual diagnostics

ومن القائمة اختر Residual Normality

1 - H_0 : البواقي تتوزع توزيع طبيعي.

2 - H_1 : البواقي لا تتوزع توزيع طبيعي.

3 - $\alpha = 5\%$ أو 0.05

Equation: UNTITLED Workfile: CHAPTER 8 DATA SET::Un...									
View	Proc	Object	Print	Name	Freeze	Estimate	Forecast	Stats	Resids
Heteroskedasticity Test: ARCH									
<hr/>									
F-statistic	1.926058	Prob. F(3,991)	0.1237						
Obs*R-squared	5.767865	Prob. Chi-Square(3)	0.1235						
<hr/>									
Test Equation:									
Dependent Variable: WGT_RESID^2									
Method: Least Squares									
Date: 04/13/20 Time: 01:28									
Sample (adjusted): 3/26/2008 3/05/2012									
Included observations: 995 after adjustments									
<hr/>									
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.					
<hr/>									
C	0.955766	0.112374	8.505261	0.0000					
WGT_RESID^2(-1)	0.004353	0.031687	0.137381	0.8908					
WGT_RESID^2(-2)	-0.029589	0.031671	-0.934256	0.3504					
WGT_RESID^2(-3)	0.070198	0.031685	2.215515	0.0270					
<hr/>									
R-squared	0.005797	Mean dependent var	1.000830						
Adjusted R-squared	0.002787	S.D. dependent var	3.087594						
S.E. of regression	3.083288	Akaike info criterion	5.093882						
Sum squared resid	9421.105	Schwarz criterion	5.113592						
Log likelihood	-2530.206	Hannan-Quinn criter.	5.101375						
F-statistic	1.926058	Durbin-Watson stat	2.000278						
Prob(F-statistic)	0.123658								
<hr/>									

الشكل 8.35: اختبار اختلاف التباين: ARCH

وبناءً على مخرجات الشكل 36.8 فإن إحصائية اختبار جاركوبيرا تساوي

$$\text{Jarque-Bera test statistic} = 2362.519$$

$$P\text{-value} = 0.0000 - 4$$

5 - بمان أن $p\text{-value} = 0.000 < 0.05$ لذلك يمكننا رفض فرض العدم H_0 .

6 - البواقي لا تتوزع توزيع طبيعي.

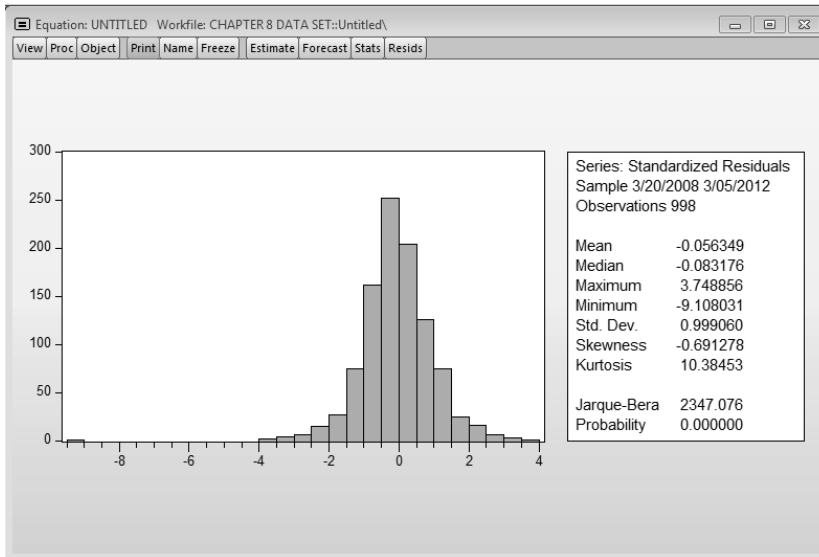
باستخدام الخيار Student's t with Fixed df في الخانة Error Distribution (كما هو موضح في الشكل 37.8)

انقر على Quick/Estimate Equation اكتب اسم متغيرات المعادلة الأساسية فقط كما يلي:

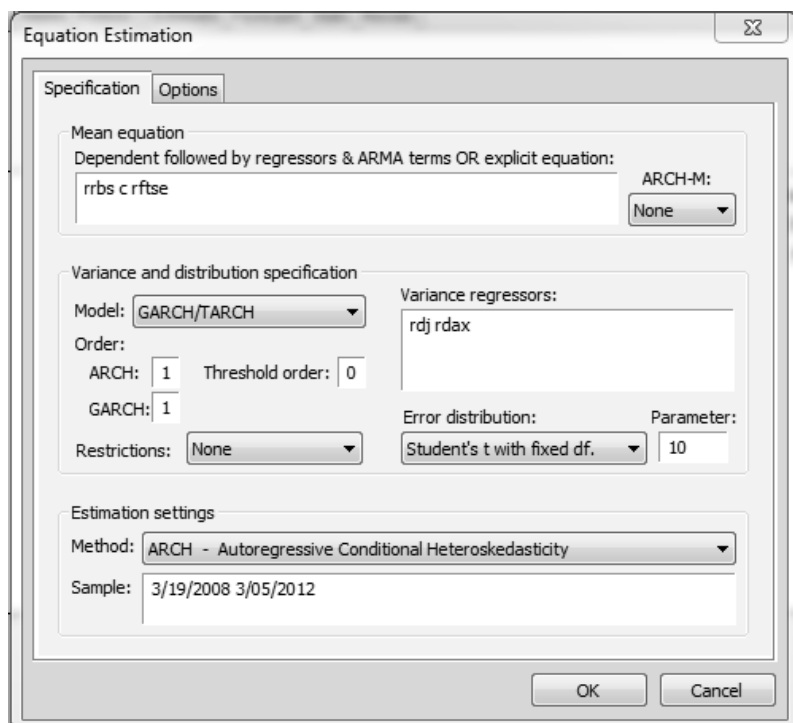
RRBS C RFTSE

هنا لا تقم بإضافة أسماء العوامل الخارجية في حساب هذا الانحدار، في الخيار method اختر ARCH وانقر على OK.

كيف يتم التعامل مع نافذة تقدير المعادلة Equation Estimation ؟
نافذة المتغير ARCH تحتوي على جزئين هما: التحديد والخيارات.
سوف نتعامل مع الجزء الخاص بالتحديد:



الشكل 36.8: اختبار التوزيع الطبيعي ARCH



الشكل 8.37: تقدير نموذج ARCH

- 1 - في الخيار Mean Equation : متغيرات المعادلة الرئيسية وهي تتضمن التقاطع الذي يظهر بشكل تلقائي في الصندوق لذلك فليس هناك حاجة في إضافة أي تغييرات هنا.
- 2 - أترك صندوق ARCH-M كما هو: None.
- 3 - في خيار variance and distribution specification :
 أ) من قائمة model اختر GARCH/TARCH
 ب) اختر 1 للحد ARCH واختر 1 للحد GARCH.
 ج) أترك Threshold order كما هو 0.
 د) بالنسبة لخيار restrictions اتركه كما هو None.
 هـ) وفي الخيار Variance regressors اكتب اسم العوامل الخارجية RDJ و RDAX.

المعادلة المقدرة:

$$RRBS = C(1) + C(2)*RFTSE$$

$$GARCH = C(3) + C(4)*RESID(-1)^2 + C(5)*GARCH(-1) + C(6)*RDJ + C(7)*RDAX$$

العوامل البديلة

$$RRBS = -0.000672926747248 - 0.103030746203*RFTSE$$

$$GARCH = 2.92664285293e-5 + 0.0952620258503*RESID(-1)^2 + 0.885561667313*GARCH(-1) + 0.00282713540958*RDJ - 0.0025837 \$329938799\#*RDAX$$

تحليل النتائج من ARCH/GARCH باستخدام توزيع t المعادلة الرئيسية

معامل المتغير RFTSE وهي C(2) له قيمة $p\text{-value} = 0.1409$ وهذه القيمة أكبر من 0.05 وبالتالي فإن هذا المعامل ليس ذو معنوية إحصائية وهذا دليل على أن المتغير ليس له تأثير على أسعار أسهم RBS.

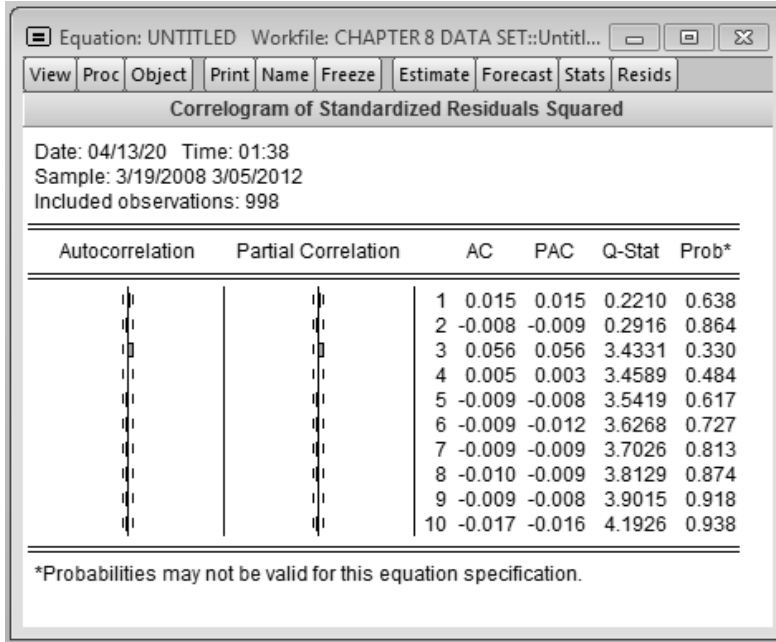
معادلة التباين GARCH

تباين بواقي GARCH هي دالة لمتغيرين داخليين ومتغيرين خارجيين، المتغيرين الداخليين هما مربع البواقي مع فترة تباطؤ واحدة وتمثل ARCH، والصدمة الماضية أو الأخبار بالإضافة إلى تباين مع فترة تباطؤ واحدة GARCH(-1) أو اختلاف التباين؛ العاملين الخارجيين هما RDJ و RDAX.

1 - معامل تربيع البواقي مع فترة تباطؤ واحدة C(4) له قيمة $p\text{-value} = 0.000$ وهي أقل من 0.05 وبسبب ذلك فإننا نرفض فرض العدم H_0 القائل بأن هذا المعامل يساوي صفر، ونستنتج بأن ARCH والصدمة الماضية أو الأخبار أثرت في تباين البواقي GARCH.

2 - معامل GARCH(-1) وهو C(5) له قيمة $p\text{-value} = 0.000$ وهي أقل من 0.05 وبسبب ذلك فإننا نرفض فرض العدم H_0 القائل بأن المعامل يساوي صفر، ومعامل التباين مع فترة تباطؤ واحدة GARCH(-1) ذو معنوية إحصائية، ونستنتج بوجود اختلاف في التباين.

- 3 - حد الخطأ المربع مع فترة تباطؤ وحد التباين الشرطي مع فترة تباطؤ كلاهما ذو معنوية إحصائية، التباين الشرطي مع فترة التباطؤ يؤثر في التباين الشرطي الحالي، وهناك دليل واضح بأن هناك تأثير واضح لـ ARCH.
- 4 - الدليل الثاني هو أن مجموع المعاملات لهذين العنصرين قريب جداً من 1 الصحيح، $0.980824 = 0.885562 + 0.095262$ ، 1
- 5 - معامل RDJ وهو $C(6)$ له قيمة $p\text{-value} = 0.0482$ وهي أقل من 0.05 وبسبب ذلك فإننا نرفض فرض عدم H_0 القائل بأن المعامل يساوي صفر، ويمكننا أن نستنتج بأن العامل الخارجي - وهو المتوسط الصناعي لمؤشر داوجونز - أثر في تباين البواقي GARCH والتقلب يمكن تفسيره جزئياً من خلال هذا العامل.



الشكل 8. 39: جدول الارتباط للبواقي المعيارية المربعة

- 6 - معامل RDAX وهو $C(7)$ له قيمة $p\text{-value} = 0.2034$ وهو أكبر من 0.05 وبسبب ذلك فإننا لا نستطيع رفض فرض عدم H_0 القائل بأن المعامل يساوي صفر، ويمكننا أن نستنتج بأن العامل الخارجي - وهو مؤشر أسعار

سوق أسهم فرانكفورت - ليست له تأثير على تباين البواقي GARCH والتقلب لا يمكن تفسيره بواسطة هذا العامل.

تحليل بواقي هذا النموذج

فحص الارتباط الذاتي

من نافذة نتائج ARCH انقر على View ثم اختر residual diagnostics والقائمة اختر correlogram residuals squared (الشكل 39.8).

1 - H_0 : ليس هناك ارتباط ذاتي.

2 - H_1 : هناك ارتباط ذاتي.

3 - $\alpha = 5\%$ أو 0.05

سوف نركز على عمود Prob في الشكل 40.8.

4 - قيم p-values أكبر من 0.05

5 - وحيث أن p-values أكبر من 0.05 لذلك نرفض فرض العدم H_0 .

6 - ليس هناك وجود لمشكلة الارتباط الذاتي.

فحص اختلاف التباين

في نافذة مخرجات ARCH انقر على View ثم اختر من القائمة residual diagnostics واختر ARCH LM.

1 - H_0 : ليس هناك مشكلة اختلاف تباين.

2 - H_1 : هناك مشكلة اختلاف تباين.

3 - $\alpha = 5\%$ أو 0.05

بناءً على النتائج المعروضة في الشكل 40.8 فإن

$$\text{Obs}^*R\text{-squared} = 3.442766$$

1 - H_0 : البواقي تتوزع توزيع طبيعي.

2 - H_1 : البواقي لا تتوزع توزيع طبيعي.

3 - $\alpha = 5\%$ أو 0.05

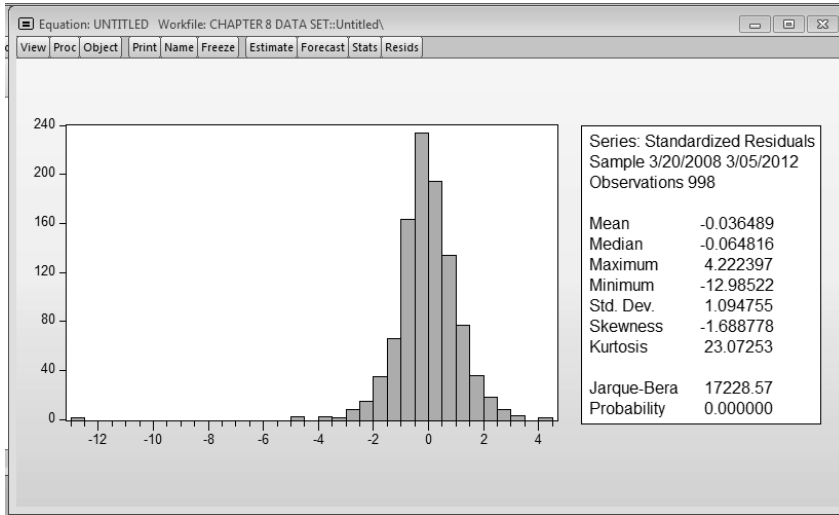
بناءً على النتائج المعروضة في الشكل 8.41 فإن إحصائية اختبار جاركويبرا تساوي Jarque-Bera test statistic 17221.68.

4 - قيمة $p\text{-value} = 0.000$

5 - يمكننا رفض فرض العدم H_0 .

6 - البواقي لا تتوزع توزيع طبيعي.

3. باستخدام الخطأ العام (GED) كتوزيع للخطأ



الشكل 8.41: إحصائية اختبار جاركويبرا

أنقر على Quick / Estimate Equation ثم اكتب أسماء المتغيرات للنموذج الرئيسي فقط كما يلي:

RRBS C RFTSE

لا تقم بإضافة أسماء العوامل الخارجي لحساب هذا الانحدار.

في الخيار method اختر ARCH ثم انقر OK كما في الشكل 8.42.

كيف نتعامل مع نافذة Equation Estimation ؟

نافذة ARCH لها جزئين: التحديد والخيارات.

سوف نتعامل مع الجزء الخاص بالتحديد:

1 - في خيار Mean Equation : متغيرات المعادلة الرئيسية تتضمن التقاطع والذي يظهر بشكل تلقائي لذلك لا تحتاج إلى تعديل أي شيء هنا.

2 - أترك ARCH-M كما هو: None.

3 - في الخيار variance and distribution specification اختر

أ) من قائمة model اختر GARCH/TARCH.

ب) اختر 1 للخيار ARCH واختر 1 للخيار GARCH.

ج) أترك Threshold order كما هو 0.

د) بالنسبة restriction اتركها كما هي None.

Equation Estimation

Specification Options

Mean equation
Dependent followed by regressors & ARMA terms OR explicit equation:
rbs c rftse
ARCH-M:
None

Variance and distribution specification
Model: GARCH/TARCH
Order:
ARCH: 1 Threshold order: 0
GARCH: 1
Restrictions: None
Variance regressors:
rdax rdj
Error distribution:
Generalized Error (GED)

Estimation settings
Method: ARCH - Autoregressive Conditional Heteroskedasticity
Sample: 3/19/2008 3/05/2012

OK Cancel

الشكل 8. 42: صياغة معادلة ARCH

هـ) في الخيار Variance regressors اطبع أسماء المتغيرات الخارجية RDJ و RDAX.

و) في الخيار Error Distribution اختر (GED) Generalize Error.

4 - اترك Estimation Settings كما هي.

5 - أنقر على OK.

مخرجات ARCH و GARCH: التوزيع وفقاً لهذه الطريقة يُسمى تعميم الخطأ Generalize Error (الشكل 43.8)، من النافذة اختر View ثم اختر Representation سوف تحصل على:

المعادلة المقدرة:

$$RRBS = C(1) + C(2)*RFTSE$$

$$GARCH = C(3) + C(4)*RESID(-1)^2 + C(5)*GARCH(-1) + C(6)*RDJ + C(7)*RDAX$$

المعاملات المستبدلة

$$RRBS = -0.00180553895589 - 0.071258180958*RFTSE$$

$$GARCH = 3.93856073084e-05 + 0.160036844195*RESID(-1)^2 + 0.840161327051*GARCH(-1) + 0.00336141819334*RDJ - 0.00197366$$

$$\$32147581\#*RDAX$$

تحليل نتائج ARCH/GARCH باستخدام الخطأ العام GED

Equation: UNTITLED Workfile: CHAPTER 8 DATA SET::Untitl...				
View	Proc	Object	Print	Name Freeze Estimate Forecast Stats Resids
Dependent Variable: RRBS				
Method: ML ARCH - Generalized error distribution (GED) (BFGS / Marquardt steps)				
Date: 04/13/20 Time: 01:44				
Sample (adjusted): 3/20/2008 3/05/2012				
Included observations: 998 after adjustments				
Convergence achieved after 47 iterations				
Coefficient covariance computed using outer product of gradients				
Presample variance: backcast (parameter = 0.7)				
GARCH = C(3) + C(4)*RESID(-1)^2 + C(5)*GARCH(-1) + C(6)*RDAX + C(7)*RDJ				
Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	-0.001806	0.000924	-1.954190	0.0507
RFTSE	-0.071216	0.062811	-1.133813	0.2569
Variance Equation				
C	3.94E-05	1.57E-05	2.509404	0.0121
RESID(-1)^2	0.160037	0.028660	5.584074	0.0000
GARCH(-1)	0.840161	0.026190	32.07891	0.0000
RDAX	-0.001974	0.003035	-0.650267	0.5155
RDJ	0.003361	0.002220	1.514223	0.1300
GED PARAMETER	1.198182	0.051335	23.34050	0.0000
R-squared	-0.001036	Mean dependent var	-0.003042	
Adjusted R-squared	-0.002041	S.D. dependent var	0.061112	
S.E. of regression	0.061175	Akaike info criterion	-3.577904	
Sum squared resid	3.727388	Schwarz criterion	-3.538579	
Log likelihood	1793.374	Hannan-Quinn criter.	-3.562956	
Durbin-Watson stat	1.716105			

الشكل 8.43: مخرجات ARCH و GARCH

المعادلة الرئيسية

معامل RFTSE والذي هو C(2) له قيمة $p\text{-value} = 0.2566$ وهي أكبر من 0.05 فهذا المعامل ليس ذو معنوية إحصائية، وهذا دليل على أن المتغير ليس له تأثير في أسعار أسهم RBS.

معادلة تباين GARCH

تباين البواقي GARCH هو دالة لمتغيرين داخليين ومتغيرين خارجيين، المتغيرين الداخليين هما: مربع البواقي مع فترة تباطؤ واحدة ARCH والصدمة الماضية أو الاخبار بالإضافة إلى تباين البواقي مع فترة تباطؤ واحدة GARCH أو اختلاف تباين، العاملين الخارجيين هما RDJ و RDAX.

1 - معامل البواقي المربعة مع فترة تباطؤ واحدة $C(4)$ له قيمة $p\text{-value} = 0.000$ وهي أصغر من 0.05 وبسبب ذلك فإننا نرفض فرض العدم H_0 القائل بأن المعامل يساوي صفر، ونستنتج بأن ARCH أو الصدمة الماضية أو الاخبار أثرت على تباين البواقي GARCH.

2 - معامل $GARCH(-1)$ والذي هو $C(5)$ له قيمة $p\text{-value} = 0.000$ وهي أقل من 0.05 وبسبب ذلك فإننا نرفض فرض العدم H_0 القائل بأن المعامل يساوي صفر، معامل التباين مع فترة تباطؤ واحدة $GARCH(-1)$ ذو معنوية إحصائية ونستنتج بوجود اختلاف في التباين.

3 - حد الخطأ المربع مع فترة تباطؤ وحد التباين الشرطي مع فترة تباطؤ كلاهما ذو معنوية إحصائية، التباين الشرطي مع فترة تباطؤ يؤثر في التباين الشرطي الحالي وهناك دليل واضح بأن هناك تأثير واضح لـ ARCH.

4 - الدليل الثاني وهو أن مجموع معاملات هذين العنصري أكبر من 1 صحيح $1.000162 = 0.840300 + 0.159862$.

5 - معامل RDJ وهو $C(6)$ له قيمة $p\text{-value} = 0.1299$ وهي أكبر من 0.05 وبسبب ذلك لا يمكننا رفض فرض العدم H_0 القائل بأن المعامل يساوي صفر، ونستنتج بأن العامل الخارجي - المتوسط الصناعي لمؤشر داوجونز - لم يؤثر في تباين البواقي GARCH وأن التقلبات لا يمكن تفسيرها بواسطة هذا العامل.

6 - معامل RDAX والذي هو $C(7)$ له قيمة $p\text{-value} = 0.5140$ وهي أكبر من 0.05 وبسبب ذلك فلا يمكننا رفض فرض العدم H_0 القائل بأن المعامل يساوي صفر، ونستنتج بأن العامل الخارجي - وهو مؤشر أسعار الصرف

في بورصة فرانكفورت - لم يؤثر في تباين البواقي GARCH والتقلبات لا يمكننا تفسيرها ولو جزئياً بناءً على التغير في هذا العامل.

تحليل البواقي لهذا النموذج

فحص الارتباط الذاتي أو الارتباط التسلسلي

من مخرجات ARCH انقر على View ثم اختر residual diagnostics ومن القائمة اختر correlogram residuals squared.

1 - H_0 : لا يوجد ارتباط تسلسلي.

2 - H_1 : يوجد ارتباط تسلسلي.

3 - $\alpha = 5\%$ أو 0.05 .

سوف نركز على عمود الاحتمال Prob في الشكل 44.8.

4 - قيم p-values أكبر من 0.05 .

5 - بما أن قيم p-values أكبر من 0.05 فلا يمكننا رفض فرض العدم H_0 بل نقوم بقبوله.

6 - لا وجود لمشكلة الارتباط التسلسلي.

فحص اختلاف التباين Check for Heteroskedasticity

من مخرجات ARCH انقر على View واختر residual diagnostics ومن القائمة اختر ARCH LM.

1 - H_0 : لا وجود لمشكلة اختلاف التباين.

2 - H_1 : توجد مشكلة اختلاف التباين.

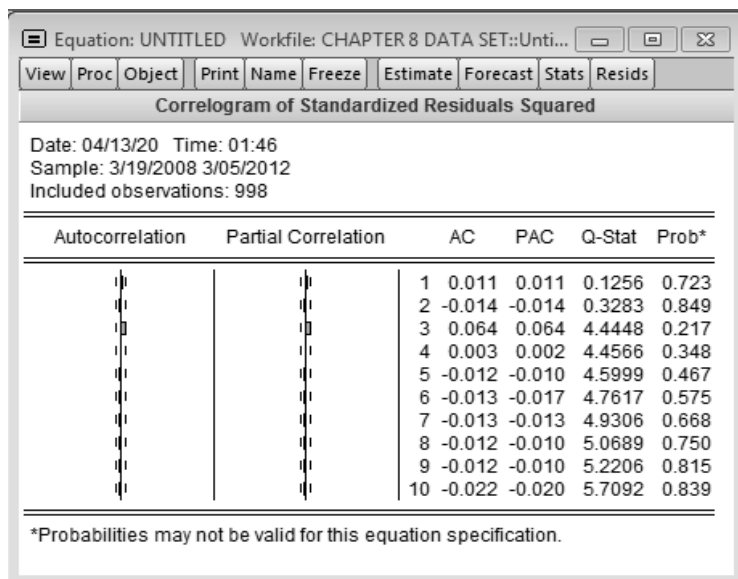
3 - $\alpha = 5\%$ أو 0.05 .

بناءً على الشكل 45.8 فإن R تربيع تساوي 4.460577

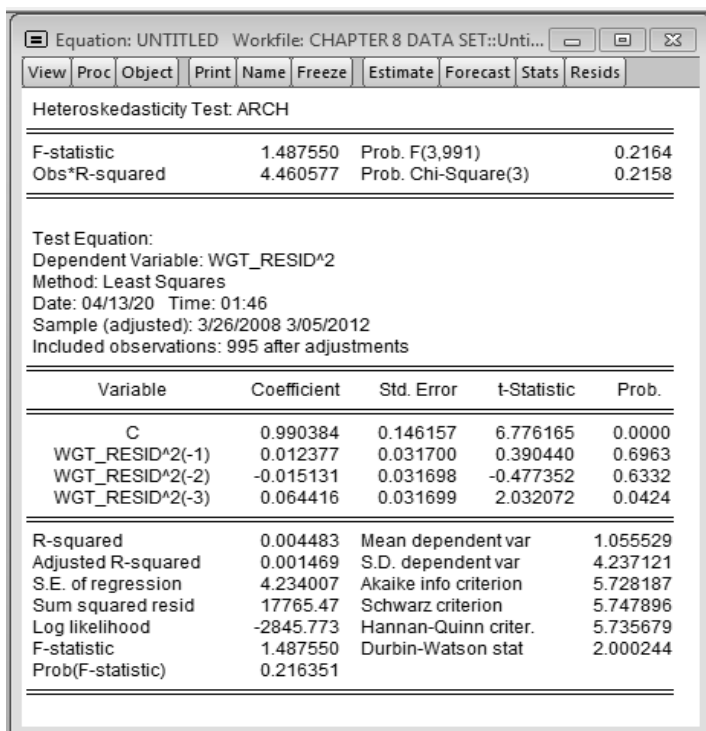
4 - احتمالية كاي تربيع تساوي 0.2158

5 - احتمالية كاي تربيع أكبر من 0.05 وبالتالي لا يمكننا رفض فرض العدم.

6 - هناك وجود لمشكلة اختلاف التباين.



الشكل 8. 44: جدول الارتباط للبواقي المعيارية



الشكل 8. 45: اختبار اختلاف التباين ARCH

فحص التوزيع الطبيعي

من مخرجات ARCH أنقر على View ثم اختر residual diagnostics ومن القائمة اختر residual normality.

1 - البواقي تتوزع توزيع طبيعي.

2 - البواقي لا تتوزع توزيع طبيعي.

3 - $\alpha = 5\%$ أو 0.05 .

بناءً على نتائج الشكل 46.8 فإن إحصائية اختبار جاركوبيرا تساوي
8500.638

4 - P-value = 0.000

5 - بما أن قيمة p-value أصغر من 0.05 فيمكننا رفض فرض العدم H_0 .

6 - البواقي لا تتوزع توزيع طبيعي.

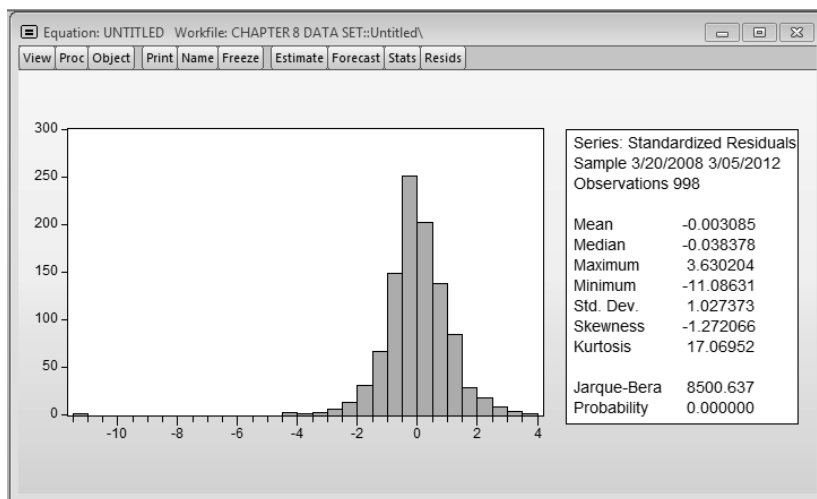
تأثيرات الرافعة

أشار Nelson (1991) بأن معادلة التباين والتي تكون صيغتها كما يلي:

$$\log(\sigma_t^2) = \omega + \beta \log(\sigma_{t-1}^2) + \gamma \left(\frac{u_{t-1}}{\sqrt{\sigma_{t-1}^2}} \right) + \alpha \left[\frac{|u_{t-1}|}{\sqrt{\sigma_{t-1}^2}} - \sqrt{\frac{2}{\pi}} \right]$$

مميزات هذا النموذج:

بما أن صغنا نموذج $\log(\sigma_t^2)$ حتى وإذا كان المعاملات سالبة فإن σ_t^2 سوف تكون موجبة.



الشكل 8.46: احصائية اختبار جاركيوبيرا

لا يمكننا أن نأخذ في الاعتبار تأثير الرافعة: فإذا كانت العلاقة بين التقلبات والعوائد سالبة فإن سوف تكون سالبة.

مستخدماً EViews

أنقر على Quick / Estimate Equation ثم اطبع متغيرات النموذج الرئيسي فقط كما يلي:

RRBS C RFTSE

لا تقم بإضافة أسماء العوامل الخارجية في حساب هذا الانحدار؛ في الخيار method اختر ARCH ثم أنقر OK سوف تحصل على نتائج كما في الشكل 8.47.

كيف نتعامل مع نافذة تقدير المعادلة Equation Estimation?

نافذة ARCH تتكون من جزئين هما: التحديد والخيارات.

سوف نتعامل مع جزء التحديد.

1 - Mean Equation : متغيرات المعادلة الرئيسية تتضمن التقاطع والذي سوف يظهر بشكل تلقائي في النافذة لذلك لا تحتاج إلى إجراء أي تعديلات هنا.

2 - اترك الخيار ARCH-M كما هو None.

3 - التباين ومحدد التوزيع:

الشكل 8.47: صياغة معادلة EGARCH

Equation: UNTITLED Workfile: CHAPTER 8 DATA SET::Untit...

View Proc Object Print Name Freeze Estimate Forecast Stats Resids

Dependent Variable: RRBS
Method: ML ARCH - Generalized error distribution (GED) (BFGS / Marquadt steps)
Date: 04/13/20 Time: 01:53
Sample (adjusted): 3/20/2008 3/05/2012
Included observations: 998 after adjustments
Failure to improve likelihood (non-zero gradients) after 77 iterations
Coefficient covariance computed using outer product of gradients
Presample variance: backcast (parameter = 0.7)
 $\text{LOG}(\text{GARCH}) = \text{C}(3) + \text{C}(4) * \text{ABS}(\text{RESID}(-1)) * \text{SQRT}(\text{GARCH}(-1)) + \text{C}(5) * \text{LOG}(\text{GARCH}(-1)) + \text{C}(6) * \text{RDAX} + \text{C}(7) * \text{RDJ}$

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	-0.002155	0.000941	-2.289724	0.0220
RFTSE	-0.069833	0.073286	-0.952887	0.3406

Variance Equation

	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C(3)	-0.014078	0.007202	-1.954768	0.0506
C(4)	-0.016601	0.009673	-1.716177	0.0861
C(5)	0.995982	1.7E-104	5.9E+103	0.0000
C(6)	-5.375768	0.691093	-7.778641	0.0000
C(7)	-1.190374	0.658308	-1.808232	0.0706

GED PARAMETER	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
	1.265080	0.059868	21.13104	0.0000

R-squared	-0.000819	Mean dependent var	-0.003042
Adjusted R-squared	-0.001824	S.D. dependent var	0.061112
S.E. of regression	0.061168	Akaike info criterion	-3.602035
Sum squared resid	3.726580	Schwarz criterion	-3.562711
Log likelihood	1805.416	Hannan-Quinn criter.	-3.587088
Durbin-Watson stat	1.716394		

الشكل 8.48: مخرجات معادلة EGARCH

- أ) من قائمة model اختر EGARCH.
- ب) اختر 1 للخيار ARCH واختر 1 للخيار GARCH.
- ج) اترك Threshold order كما هو يساوي 0.
- د) بالنسبة للخيار Restrictions أتركه كما هو None.
- هـ) في خيار Variance regressors اكتب أسماء العوامل الخارجية RDJ و RDAX.
- و) في الخيار Error Distribution اختر (GED) Generalize Error.
- 4 - أترك Estimation Settings كما هي.
- 5 - أنقر OK (الشكل 48.8).

تحت View اختر Representation سوف تحصل على المخرجات التالية:

المعادلة المقدرة

$$RRBS = C(1) + C(2)*RFTSE$$

$$\begin{aligned} \text{LOG(GARCH)} = & C(3) + C(4)*\text{ABS}(\text{RESID}(-1)/@SQRT(\text{GARCH}(-1))) + \\ & C(5)*\text{RESID}(-1)/@SQRT(\text{GARCH}(-1)) + C(6)*\text{LOG}(\text{GARCH}(-1)) + C(7)*RDJ \end{aligned}$$

المعاملات المستبدلة

$$RRBS = - 0.002177 - 0.07862*RFTSE$$

$$\begin{aligned} \text{LOG(GARCH)} = & -0.01235 - 0.019110*\text{ABS}(\text{RESID}(-1)/@SQRT(\text{GARCH}(-1))) \\ & - 0.99595*\text{RESID}(-1)/@SQRT(\text{GARCH}(-1)) - 5.271494*\text{LOG}(\text{GARCH}(-1)) - \\ & 1.260094*RDG \end{aligned}$$

التركيز الرئيسي يكون على معامل $\text{RESID}(-1)/@SQRT(\text{GARCH}(-1))$ وهو $C(5)$

هذا المعامل موجب ويساوي 0.995959 وذو معنوية إحصائية لأن قيمة p-value لهذا المعامل تساوي 0.0000 وهي أقل من 0.05 ويمكننا أن نستنتج أن هناك وجود تأثير للرافعة.

تحليل بواقي هذا النموذج

فحص الارتباط الذاتي

من مخرجات ARCH انقر على View واختر residual diagnostics ومن القائمة اختر correlogram residuals squared.

1 - H_0 : لا يوجد ارتباط متسلسل.

2 - H_1 : يوجد ارتباط متسلسل.

3 - $\alpha = 5\%$ أو 0.05

سوف نركز على عمود الاحتمال Prob في الشكل 49.8.

4 - قيم p-values أكبر من 0.05 .

5 - حيث أن قيم p-values أكبر من 0.05 لذلك لا يمكننا رفض فرضية العدم H_0 بل نقبلها.

6 - لا وجود لمشكلة الارتباط المتسلسل.

فحص اختلاف التباين

من مخرجات ARCH انقر على View ثم اختر residual diagnostics ومن القائمة اختر ARCH LM.

1 - H_0 : ليس هناك وجود لمشكلة اختلاف التباين.

2 - H_1 : هناك وجود لمشكلة اختلاف التباين.

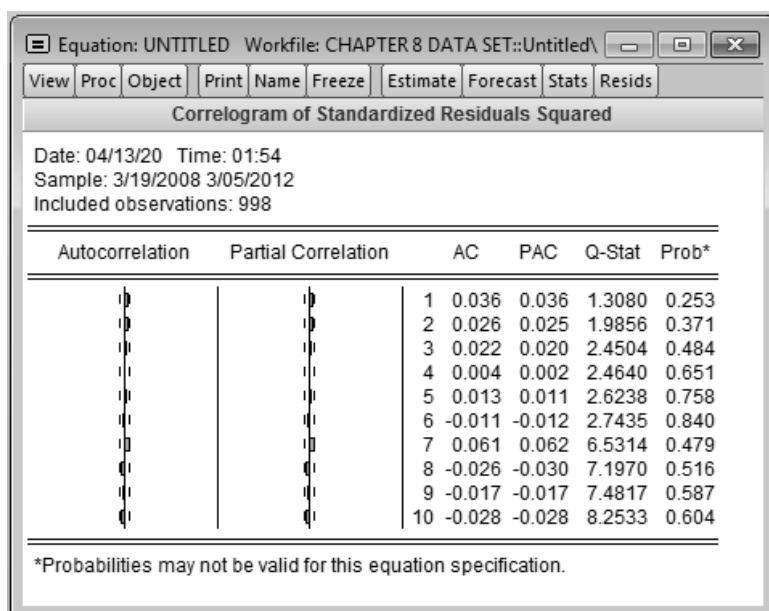
3 - $\alpha = 5\%$ أو 0.05

بناءً على مخرجات الشكل 8.50 فإن قيمة R المربعة تساوي 1.811635

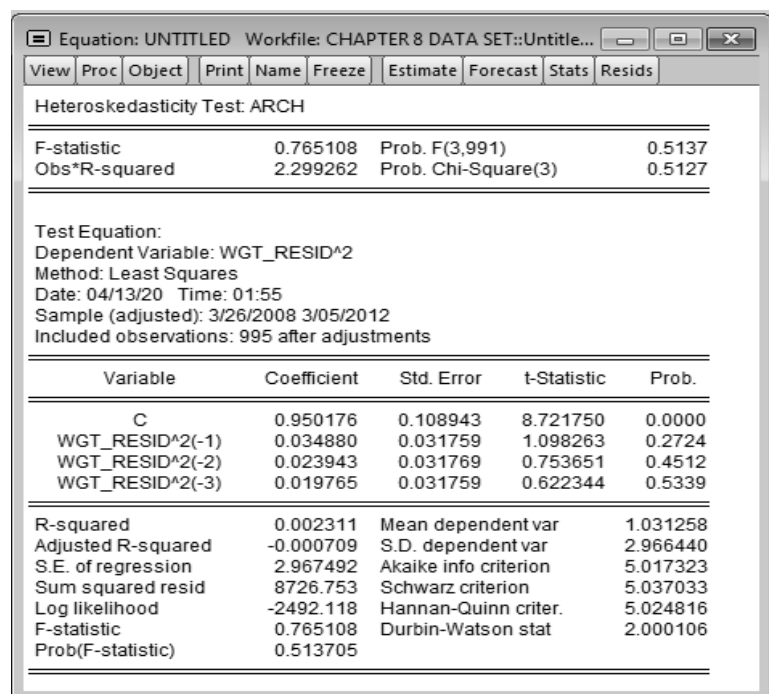
4 - قيمة احتمال كاي تربيع تساوي Prob. Chi-Square = 0.6124

5 - بما أن قيمة احتمال كاي تربيع أكبر من 0.05 فإنه لا يمكننا رفض فرضية العدم H_0 .

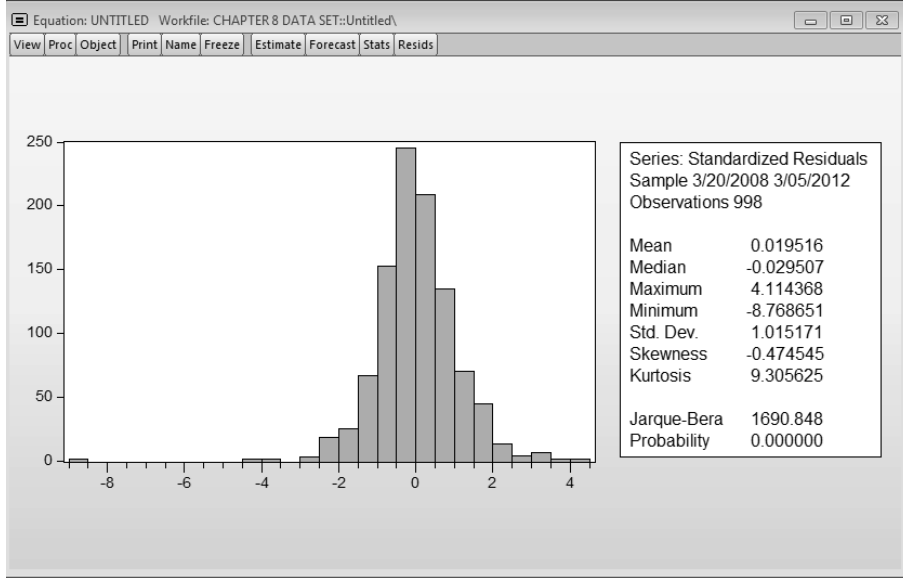
6 - ليس هناك وجود لمشكلة اختلاف التباين.



الشكل 8. 49: جدول الارتباط للبواقي المعيارية



الشكل 8. 50: اختبار اختلاف التباين ARCH



الشكل 8. 51: إحصائية اختبار جاركوبيرا

فحص التوزيع الطبيعي

من مخرجات نتائج ARCH انقر على View ثم اختر residual normality.

1 - البواقي تتوزع توزيع طبيعي.

2 - البواقي لا تتوزع توزيع طبيعي.

3 - $\alpha = 5\%$ أو 0.05

بناءً على مخرجات الشكل 51.8 فإن إحصائية اختبار جاركوبيرا تساوي 1627.183.

4 - قيمة $p\text{-value} = 0.000$

5 - بما أن $p\text{-value}$ أقل من 0.05 فإننا نستطيع رفض فرض العدم.

6 - البواقي لا تتوزع توزيع طبيعي.

7.8 ملاحظات ختامية

هناك تطورات في صياغة نماذج ARCH و GARCH أول نقطة نلاحظها

من النماذج التي تم عرضها هنا هي أنها نماذج متناظرة، في النماذج المتناظرة حجم الصدمة فقط يؤخذ في الاعتبار وليست الإشارة، وهذا لنقول صدمة سالبة كبيرة أثرت على التقلبات المستقبلية أو صدمة موجبة كبيرة مع نفس المقدار؛ والتطور المثير في صياغة نماذج التقلبات في مجال السلاسل الزمنية هو أن الأخبار الجيدة أو الأخبار السيئة لها تأثيرات مختلفة التقلبات المستقبلية، فالنماذج التي تم تطويرها تسمح باحتمالية أن الانخفاض غير المتوقع في أسعار الأسهم - على سبيل المثال - (الأخبار السيئة) لها تأثير أكبر على التقلبات المستقبلية من الزيادة غير المتوقعة في الأسعار (الأخبار الجيدة)، مثل هذه التطورات التي حصلت في 15 سنة الأخيرة وتحليلها أمر يمكن القيام به في EViews.

أن استخدام ARCH و ARCH(GARCH) العامة لشرح الخصائص المتغيرة في الاقتصاد الأحادي والسلاسل الزمنية تم توسعته من قبل Bollerslev et al. (1988) لشمّل سيناريوهات متعددة في دراستهم للعوائد على سندات الخزنة الأريكية والأسهم، الباحثون أسسوا إطار عمل لاختلاف التباين الشرطي الذاتي العام المتعدد (MGARCH) لدرجات النماذج والتي تجعل مفاهيم قياس التقلبات الشرطية المتعددة تمتد إلى عدة مستويات مختلفة، والسبب الرئيسي لتطوير نماذج MGARCH هو إذا كانت التقلب حدث في سوق واحدة بعد صدمة في سوق آخر فإن الطريقة الأحادية في التحليل سوف تؤدي إلى خطأ في صياغة النموذج، أي بمعنى أن نماذج MGARCH تم تصميمها لتساعد المشتركين في الأسواق على فهم انتقال التقلبات بين الأسواق (أو امتداد التأثيرات) خلال الفترة الزمنية وفي القطاعات الاقتصادية المختلفة (Ewing 2002; Righia and Cerella 2012).

هناك عدد كبير من تطبيقات نماذج MGARCH على البيانات المالية، عدد من هذه الدراسات الأولية تضمنت تحليل سياسات التحوط الديناميكية (أنظر على سبيل المثال; (1991) Kroner and Clasessens; (1991) Baillie and Myers; (1994) Lien and Luo)، وحديثاً قام الباحث (2002) Brooks et al. بمقارنة

الاختلافات في سياسات التحوط بناءً على معدلات التحوط المستخرجة من كل نوع من نماذج MGARCH، الباحثين وجدوا بأن النماذج الأحدث أنتجت معدلات أداء أفضل حيث كانت تقلبات المحافظ الاستثمارية أقل من تلك التي استخدمت المربعات الصغرى العادية لإدارة التحوط، وبجانب التحوط فإن التطبيقات الحديثة لنماذج MGARCH تضمنت نماذج تسعير الأصول، واختيار المحافظ الاستثمارية، والقيمة المعرضة للمخاطر المقدرة والتقلبات الممتدة إلى الأسواق المختلفة والأشكال المختلفة من الأصول، دراسات تناولت مثل هذه التطبيقات قد تجدها في (Bauwens et al. 2006) ودراسة (Silvennoinen and Terasvirta 2009)، والبرنامج المستخدم لتطبيقات نماذج MGARCH متوفرة في برنامج (Pesaran and Pesaran 2009) Microfit 5.0، الباحثان شرحا الطريقة عن طريق استخدام العائد على ستة العقود المستقبلية اليومية للعملات، تطبيق طريقة MGARCH عرضت أن التباينات الشرطية للعوائد المستقبلية تقترب من بعضها خلال الفترة الزمنية وبالتالي هذا دليل على التكامل المالي خصوصاً فيما يخص هذه الدول في منطقة اليورو.

عدة صيغ وتركيبات تم اقتراحها خلال الزمن لنماذج MGARCH وملخص لهذه الصيغ يمكن الحصول عليه في دراسة (Chang et al. 2012)، وعموماً فإن الطرق المتعددة لتحليل التقلبات تمتد إلى مكافآتها الأحادية، أي أنها تركز على الارتباط الشرطي (أو التغيرات الزمنية) والتغير الشرطي (بالإضافة إلى التباين الشرطي للنماذج الأحادية)، وبالتأكيد فإن الارتباطات الشرطية هي المدخلات الجوهرية للعديد من المهام المشتركة للإدارة المالية مثل هذه المهام هي تقييم المخاطر ونماذج تسعير الأصول والتحوط واختيار المحفظة الاستثمارية (Ledoit et al. 2003).

وبالرجوع إلى صيغة معامل ارتباط بيرسون غير الشرطي (أي بعبارة أخرى بدون تغير زمني) r بين فترة زمنية x_1 والفترة الزمنية x_2 :

$$r = \frac{n \sum x_1 x_2 - \sum x_1 \sum x_2}{\sqrt{[n \sum x_1^2 - (\sum x_1)^2]} \cdot \sqrt{[n \sum x_2^2 - (\sum x_2)^2]}} \quad (8.6)$$

الارتباط غير الشرطي هو ببساطة ارتباط بين سلسلتين باستخدام بيانات من المتغير الأول حتى المتغير الأخير، وضرب البسط والمقام في 6 لكل منهما بواسطة $n^2/1$ واستخدام معامل التوقعات E والارتباط غير الشرطي بين هذين السلسلتين ليصبح:

$$r = \frac{E(x_1, x_2) - E(x_1)E(x_2)}{(SD \text{ of } x_1) \cdot (SD \text{ of } x_2)} \quad (8.7)$$

حيث أن $E(x_1) = \frac{\sum x_1}{n}$ ، $E(x_1, x_2) = \frac{\sum x_1 x_2}{n}$ وأن SD تمثل الانحراف المعياري غير الشرطي، وأن البسط في المعادلة 8.7 يُشير إلى التغير غير الشرطي ويمكن كتابته كما يلي $cov(x_1, x_2) = E(x_1, x_2) - E(x_1)E(x_2)$ ، فعندما يكون التغير غير الشرطي مساوي للصفر فإن الارتباط الشرطي أيضاً يساوي الصفر، الفرق ما بين الارتباط غير الشرطي/ والتغير/ والانحراف والارتباط الشرطي/ والتغير والتباين هو أن الأخير يتم تقديره من معلومات معلومة للفترة الزمنية الماضية $(t-1)$ وبالتالي فإنها تابعة للزمن والتغيرات الزمنية، وعلاقة العامل الزمني مع نماذج MGARCH الشرطية تستوجب استخدام الزمن t المنخفض، وبالتالي فإن الرمز Ω_{t-1} يمكن استخدامه لتمثيل تقدير الارتباط الشرطي بين مجموعتين من البيانات عن الفترة الزمنية t والفترة الزمنية Ω_{t-1} تمثل مجموعة معلومات متوفرة عند الفترة الزمنية $(t-1)$ ، وبالمثل فإن الرمز $cov(x_{1t}, x_{2t}) | \Omega_{t-1}$ يمكن أن تمثل التغير ما بين مجموعتين من البيانات عن الفترة الزمنية t ، بشرط أن مجموعة المعلومات متوفرة لفترة زمنية تصل إلى $(t-1)$.

العديد من الطرق تنصح بتقدير الارتباطات الشرطية، والعديد من العمليات تقوم بتقدير التغير الشرطي ما بين كل زوج من السلاسل الزمنية بالإضافة إلى تقدير التباين الشرطي لكل سلسلة زمنية على حدة ومن ثم تقوم بتطبيق المعادلة 8.7 للحصول على تقديرات للارتباطات الشرطية؛ خلال فترة من الزمن فإن الطريقة الأكثر شيوعاً لعملية تقدير المشكلة تتضمن نموذج

VECH والذي استنتجه الباحث (VECH) (Bollerslev et al. (1988) هي اختصار لكلمة "عامل نصف الاتجاه" في لغة المصفوفات الجبرية)، وعموماً المشكلة مع نماذج VECH هي العدد الكبير من المعاملات التي يجب تقديرها (De Goeij and Marquering 2004)، فعلى سبيل المثال إذا أخذنا ثلاث سلاسل زمنية مع 78 معامل يجب تقدير تغيرها الشرطي ومعادلات تباينها (Brooks et al. (2003 فهذا الرقم يزداد بشكل كبير مع عدد السلاسل ويمكن أن يصبح غير قابل للحل، وبتقدير نموذج VECH فإن المهمة تكون صعبة حتى في حالة وجود سلسلتين زمنيتين (Brooks 2004: 508)، أما الباحثون (Bollerslev et al. (1988 فقد استطاعوا تخفيض عدد المعاملات المطلوب تقديرها من خلال عملية أسموها نموذج VECH القطري، وهذا يخفض عدد المعاملات التي تقع الحالة الثلاثية لتصبح 18، وهناك مشكلتين إحصائيتين محتملتين تتعلق بنماذج VECH، الأولى مصفوفة التغير والتباين يجب أن تكون إيجابية محددة، وهذا الشرط لا يمكن توفره وبالتالي فإن القيم السالبة للتباين يمكن أن تظهر ضمن النتائج، الثانية أنه في غياب هذا الشرط فإن التساوي المطلوب $cov(x_{1t}, x_{2t}) = cov(x_{2t}, x_{1t})$ من الممكن عدم الإيفاء به.

نموذج BEKK تم اقتراحه من قبل الباحثان Engle and Kroner (1995) ويؤكد هذا النموذج على أن مصفوفة التباين-التغير دائماً موجبة (نماذج BEKK تشتق اسمها من الدراسة التي نُشرت سابقاً من قبل (Baba et al. (1989). نموذج BEKK مع DCC-GARCH ونموذج الارتباط الشرطي الديناميكي المتعدد GARCH للباحث (Engle 2002) والتي يجب أن يكون لها مصفوفة تباين-تغير موجبة هما الأكثر نماذج تطبيقاً في نماذج الارتباط والتغير الشرطي (Caporin and McAleer 2012)، نموذج DCC-GARCH له ميزة حسابية تجعله أفضل من BEKK حيث أن عدد المعاملات يمكن تقديره بشكل مستقل عن عدد السلاسل الزمنية المرتبطة وبالتالي يمكن تطبيق هذا النموذج على بيانات أسعار الأسهم، علاوة على ذلك فإن الباحث (Engle 2002) يدعي بأن (مستخدماً سيناريو سلسلتين زمنيتين على

الأقل) بأن نماذج DCC-GARCH هي أكثر دقة من طريقة التقدير الأخرى، حيث استنتج بأن التطبيقات التجريبية لهذه النماذج تتضمن تطبيقات مالية تقليدية وهذه النماذج مشجعة نظراً لقدرتها على توضيح خصائص التنوع الزمني في البيانات.

نماذج المتغير التابع المحدد

نموذج الانحدار القياسي يفترض بأن المتغير التابع Y يتم قياسه كمياً، المتغيرات المستقلة (أو التنبؤية) X_1 قد يتم قياسها نوعياً أو كمياً، كما أن المتغير التنبؤي الوهمي هو متغير يتم قياسه كمياً، والنماذج اللوغاريتمية يتم تطبيقها على حالات يكون فيها المتغير التابع ذو طبيعة ثنائية حيث يكون إما يساوي 0 أو 1، فعلى سبيل المثال المتغير التابع Y قد يكون شخص عاطل عن العمل وفي هذه الحالة يكون الترميز (عامل = 1، عاطل عن العمل = 0)، وبالتالي فإن المتغيرات التنبؤية يمكن أن تتضمن X_1 معدل متوسط الأجر المحلي، X_2 مستوى التعليم للشخص، X_3 معدل البطالة المحلي، X_4 الدخل العائلي ... الخ، السؤال يبرز عندما نريد معرفة كيف نتعامل مع النماذج التي تتضمن متغيرات تابعة ثنائية.

السؤال الرئيسي في هذا الصدد هو كيف يمكننا صياغة نموذج غير رقمي للمتغيرات التابعة؟ هذا الفصل يساعدنا في الإجابة عن عدة أسئلة مثل:

● لماذا تختار الشركات إدراج أسهمها في بورصة NASDAQ بدلاً من بورصة NYSE؟

● لماذا بعض الأسهم تُدر توزيعات بينما البعض الآخر لا؟

● ما هي العوامل التي تؤثر في عجز بعض الدول عن سداد ديونها؟

● لماذا تختار بعض الشركات إصدار أسهم جديدة لتمويل توسعاتها بينما البعض الآخر يختار إصدار سندات؟

● لماذا تختار عض الشركات الدخول في عملية تقسيم لأسهمها بينما البعض الآخر لا يقوم بذلك؟

في كل هذه الحالات فإن الشكل الصحيح للمتغير التابع سوف يكون إما 0 أو 1 أي سيكون متغير وهمي طالما هناك احتمالين اثنين للإجابة؛ هناك بالطبع حالات أخرى حيث يكون من المفيد أن نسمع للمتغير التابع أن يأخذ قيم أخرى، فعندما يأخذ المتغير قيمتين اثنين فقط فيمكننا أن نسمي ذلك المتغير بأنه متغير ثنائي.

9. 1 نموذج الاحتمال الخطي

الطريقة البسيطة والواضحة والمعروفة في التعامل مع المتغيرات التابعة المستقلة هي نموذج الاحتمال الخطي، هذا النموذج يعتمد على فرضية بأن احتمالية وقوع الحدث P_i تتعلق خطياً بمجموعة من المتغيرات التنبؤية.

من الواضح بأن الاحتمالات الواقعية لا يمكن مشاهداتها، وبالتالي فإننا سوف نقدر نموذج تكون مخرجاته y_i (سلسلة من أعداد 1 وأصفار) وسوف تكون هي المتغير التابع، ونموذج الانحدار الخطي هذا سوف يتم تقديره من خلال OLS، ومجموعة المتغيرات (التابع) والتنبؤية من الممكن أن تتضمن متغيرات كمية أو وهمية أو كلاهما، والقيم المناسبة من هذا الانحدار هي الاحتمالات المقدرة للمتغير التابع $y_i = 1$ لكل مشاهدة من المشاهدات i .

الميل المقدر لنموذج الاحتمال الخطي يمكن تفسيره بأنه في حالة التغير في احتمال المتغير التابع سوف يساوي 1 إذا كان التغير وحدة واحدة في المتغير التنبؤي المعطى مع ثبات كل المتغيرات التنبؤية الأخرى.

لتوضيح هذه الأفكار، لنأخذ في الاعتبار النموذج البسيط التالي:

$$\hat{Y} = \beta_1 + \beta_2 X$$

حيث أن X هو دخل الأسرة (بآلاف جنيه إسترليني) و Y متغير ثنائي قد

يكون $Y = 1$ إذا كانت الأسرة تمتلك منزل، $Y = 0$ إذا كانت الأسرة لا تمتلك منزل؛ مثل هذه النماذج توضح بأن المتغير الثنائي Y هو دالة خطية للمتغيرات التنبؤية (المستقلة) X وهذه النماذج تُسمى بنماذج الاحتمال الخطية، وعموماً هناك مشاكل مع الافتراضات التي يُبنى عليها الانحدار عن تطبيق المربعات الصغرى العادلة على نماذج الاحتمال الخطية.

أ) البواقي لا تتوزع توزيع طبيعي، ولمعرفة ذلك:

$$\text{البواقي} = Y - \hat{Y} = Y - \beta_1 - \beta_2 X$$

عندما $Y = 1$ فإن $1 - \beta_1 - \beta_2 X = \text{البواقي}$

عندما $Y = 0$ فإن $-\beta_1 - \beta_2 X = \text{البواقي}$

وبالتالي فإن البواقي لا يمكن أن تتبع التوزيع الطبيعي (وفي الحقيقة البواقي تتبع التوزيع الثنائي).

ب) لا يمكننا الحفاظ على تجانس التباين للبواقي، حيث يمكن عرض تباين البواقي بناءً على القيمة المأخوذة بواسطة X وهذه القيمة غير متجانس التباين.

ج) بالأخذ في الاعتبار بيانات الشكل 9.1 فإن المتغير Y تم تحديده كما سبق آنفاً، فإذا كان الانحدار الذي تم تطبيقه هو انحدار لنموذج الاحتمال الخطي فإننا سوف نحصل على نتائج:

$$\hat{Y} = -0.9457 + 0.1021(INCOME)$$

إذا كانت أسرة لها دخل 8000 جنيه إسترليني (£) أي بعبارة أخرى $X = 8$ فسوف يكون هناك احتمال سالب بأن الأسرة تملك منزلاً خاصاً بها، وعليه فإن نموذج الاحتمال الخطي لا يُوصى به عندما يكون المتغير التابع ثنائي.

Group: UNTITLED Workfile: FIG 9.1::Untitled\

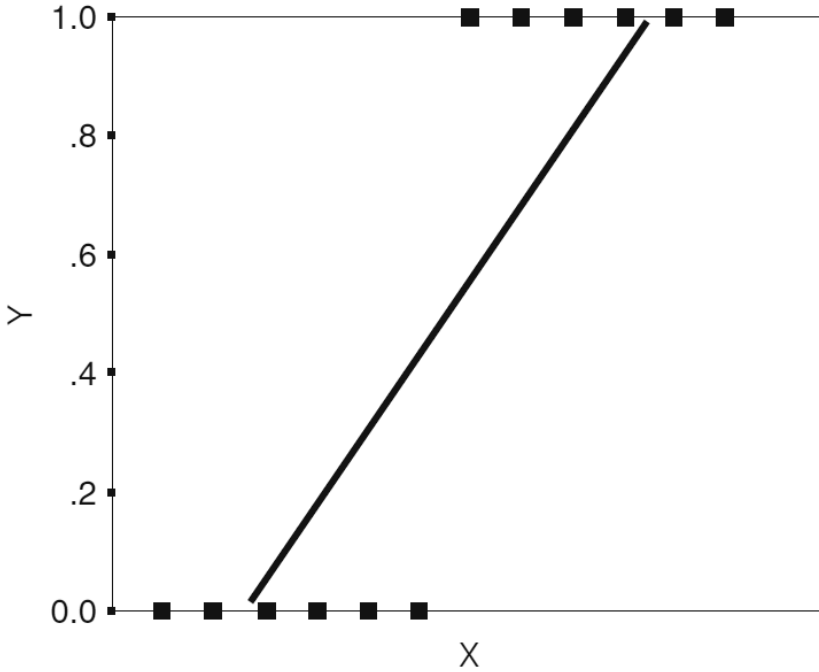
View	Proc	Object	Print	Name	Freeze	Default	Sort	Edit+/-	Smpl+/-	Compare+/-
		FAMILY		Y		INCOME				
1		1		0		8				
2		2		1		16				
3		3		1		18				
4		4		0		11				
5		5		0		12				
6		6		1		19				
7		7		1		20				
8		8		0		13				
9		9		0		9				
10		10		0		10				
11		11		1		17				
12		12		1		18				
13		13		0		14				
14		14		1		20				
15		15		0		6				
16		16		1		19				
17		17		1		16				
18		18		0		10				
19		19		0		8				
20		20		1		18				
21		21		1		22				
22		22		1		16				

الشكل 9.1: ملكية المنزل والدخل بالآلاف

(د) قيمة معامل التحديد كمقياس لجودة التوفيق تصبح محل تساؤل، لأنها تتعلق بقيمة X وقيمة Y إما تساوي 0 أو 1، وبالتالي فإن كل قيم Y سوف تقع على المحور الأفقي X أو بمحاذاة المحور العمودي عندما $Y = 1$ (أنظر الشكل 9.2)، وبالتالي فإن نموذج الاحتمال الخطي لا يمكنه أن يتوافق مع أي شكل انتشار، ومن المحتمل أن يكون معامل التحديد أقل بكثير من 100% لمثل هذه النماذج (حتى إذا كان النموذج مقيد بحيث تقع Y بين صف وواحد).

هناك طرق للتغلب على هذه المشاكل المتعلقة مع نموذج الاحتمال الخطي، وعموماً تظل هناك مشكلة جوهرية وهي أن النموذج لا يجذب الكثيرين لأنه يفترض بأن Y (أو الاحتمال) يزداد بشكل خطي مع X وهذا يعني أن تأثير X

يظل ثابت خلال الفترة، وبالتالي فإنه في مثال ملكية الأسرة لمنزل فإننا نجد بأنه كلما زادت X بوحدة واحدة (£1000) فإن احتمالية ملكية الأسرة لمنزل تزداد بمقدار 0.1021، وهذه هي الحالة عندما يكون الدخل £8000 أو £10000 أو £80000 وهذا بالطبع مخالف للواقع، فعندما يكون الدخل منخفض جداً فإن الأسرة لن يكون لها منزل ملكاً لها، وما بعد X^* فإن الدخل يكون له تأثير بسيط على احتمال ملكية المنزل، وبالتالي فإن في كلا نهايتي توزيع الدخل فإن احتمال ملكية المنزل سوف لن تتأثر عملياً بزيادة بسيطة في X ، احتمال ملكية منزل لا ترتبط خطياً بالدخل.



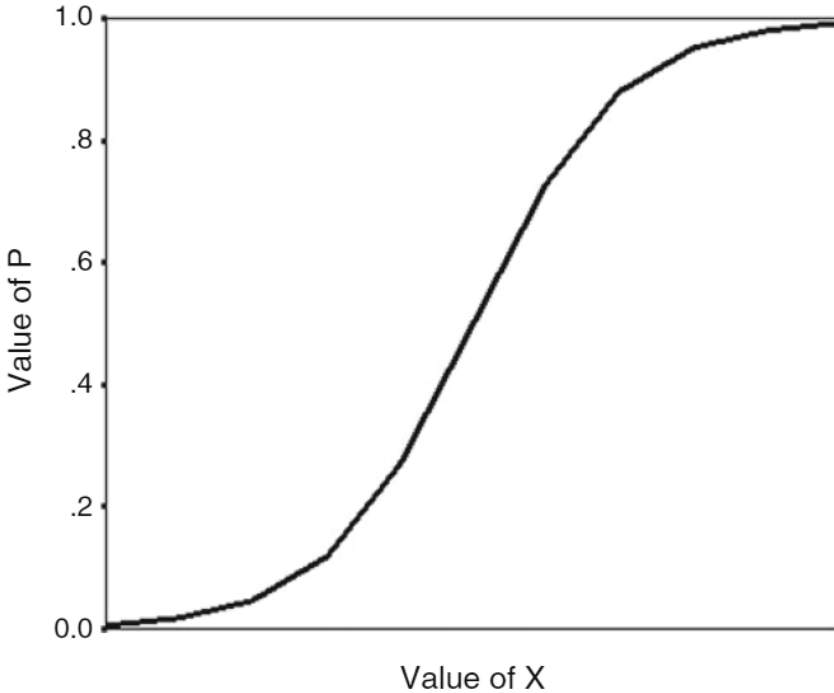
الشكل 9.2: الانحدار الخطي عندما يكون المتغير Y ثنائي

عيوب نموذج الاحتمال الخطي

نموذج الاحتمال الخطي سهل الاستخدام لتقدير العلاقات وسهل في التفسير، ونتائجه سوف تنحصر ما بين واحد أو صفر، والأكثر أهمية هو أنه من البسيط - ومن غير المنطقي - أن نشير بأن هناك احتمالية لأحد العمال أن

يكون عضواً في اتحاد العمل وهذه الاحتمالية إما أن تكون واحد أو صفر، فهل نحن متأكدون بأن العامل لن يكون أبداً عضواً في اتحاد العمال أو سوف يكون عضواً دائماً في اتحاد العمال؟ من غير المحتمل أن يكون ذلك صحيحاً.

السبب الآخر هو أن المتغير التابع يأخذ قيمة واحدة أو قيمتين فقط، وبالأخذ في الاعتبار قيم المتغيرات المستقلة (ثابتة لكل عملية أخذ عينة) فإن حد الخطأ سوف يأخذ قيمة واحدة أو قيمتين فقط، وكنتيجة لذلك فإن حد الخطأ لا يمكن اعتباره بأنه يتوزع توزيع طبيعي، بالإضافة لذلك فإن حد الخطأ يتغير بشكل نظامي مع قيم المتغيرات المستقلة؛ وهذا يقود الخطأ إلى أن يكون مختلف التباين وبالتالي فمن الضروري أن الأخطاء المعيارية الموثوقة مختلفة التباين وهي دائماً تُستخدم في سياق نماذج المتغيرات التابعة المحدودة. لذلك أنواع مختلفة من النماذج في الغالب يتم استخدامها للمتغيرات التابعة الثنائية وهي المحددات اللوغاريتمية أو الاحتمالية.



الشكل 9.3: رسم بياني لدالة التوزيع اللوغاريتمية

2.9 النموذج اللوغاريتمي

طريقة النموذج الاحتمالي والنموذج اللوغاريتمي يمكنها التغلب على محدودات LPM التي يمكن أن تؤدي إلى احتمالات مقدرة سالبة أو أكبر من الواحد الصحيح، هناك طريقتين لهذه النماذج وهاتان الطريقتان تستخدمان دالة تقوم بتحويل نموذج الانحدار بكفاءة بحيث تصبح القيم متناسبة تتراوح ما بين فترة (0,1)، نموذج الانحدار المناسب سوف يظهر على شكل حرف S بدلاً من أن يظهر على شكل خط مستقيم كما كانت عليه الحالة في LPM.

لنأخذ في الاعتبار الآن نموذج يمثل ملكية المنازل حيث أن P يمثل احتمال أن الأسرة تملك منزلاً، أي بعبارة أخرى $P(Y = 1)$:

$$P = \frac{1}{1 + \exp - (\beta_1 + \beta_2 X)} \quad (9.1)$$

حيث أن $\exp-(X) = e^X$ ، المعادلة 9.1 تُسمى معادلة التوزيع اللوغاريتمي، وكما هو معروض في الشكل 9.3 فإن المعادلة 9.1 تسمح للمتغير P ليكون ذو قيمة تتراوح ما بين 0 و 1 وبالتالي فإننا نتغلب على واحدة من المشاكل المتعلقة مع نموذج الاحتمال الخطي، فإذا كانت P احتمالية ملكية منزل، فإن (1-p) احتمال عدم ملكية منزل.

$$\begin{aligned} 1 - p &= 1 - \frac{1}{1 + \exp - (\beta_1 + \beta_2 X)} = \frac{1 + \exp - (\beta_1 + \beta_2 X) - 1}{1 + \exp - (\beta_1 + \beta_2 X)} \\ &= \frac{\exp - (\beta_1 + \beta_2 X)}{1 + \exp - (\beta_1 + \beta_2 X)} = \frac{1 / \exp(\beta_1 + \beta_2 X)}{1 + 1 / \exp(\beta_1 + \beta_2 X)} \\ &= \frac{1 / \exp(\beta_1 + \beta_2 X)}{\exp((\beta_1 + \beta_2 X) + 1 / \exp(\beta_1 + \beta_2 X))} \\ &= \frac{1}{1 + \exp(\beta_1 + \beta_2 X)} \end{aligned} \quad (9.2)$$

وبالتالي فإن باستخدام المعادلة 9.1 والمعادلة 9.2 يمكننا كتابة المعادلة التالية:

$$\frac{P}{1-P} = \frac{1}{1 + \exp(-(\beta_1 + \beta_2 X))} \cdot [1 + \exp(\beta_1 + \beta_2 X)]$$

$$\frac{P}{1-P} = \frac{1}{[\exp(\beta_1 + \beta_2 X) + 1] / \exp(\beta_1 + \beta_2 X)} \cdot [1 + \exp(\beta_1 + \beta_2 X)]$$

$$\frac{P}{1-P} = \exp(\beta_1 + \beta_2 X)$$

وبأخذ اللوغاريتم الطبيعي:

$$\ln\left(\frac{P}{1-P}\right) = \ln[\exp(\beta_1 + \beta_2 X)]$$

$$\ln\left(\frac{P}{1-P}\right) = \beta_1 + \beta_2 X \quad (9.3)$$

وذلك لأن $\ln(e^X) = X \ln e = X$

الطرف الأيسر من المعادلة 9.3 يُسمى اللوغاريتمي والمعادلة بالكامل تُسمى المعادلة اللوغاريتمية، والطرف الأيسر هو عبارة عن لوغاريتم احتمال أن الأسرة تمتلك مقابل احتمال عدم ملكيتها لمنزل، وهذا يُطلق عليه لوغاريتم نسبة الاحتمال، ومن الطبيعي أن النموذج اللوغاريتمي بالمعادلة 9.3 قد يتوسع لحالات تتضمن متغيرات متعددة:

$$\ln\left(\frac{P}{1-P}\right) = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3 + \dots$$

3.9 تطبيق النموذج اللوغاريتمي

النموذج اللوغاريتمي بالمعادلة 9.3 - حيث يكون الدخل يساوي آلاف الجنيهات الاسترلينية - تم تطبيقه على بيانات الشكل 1.9 (حزمة كمبيوتر تستخدم طريقة يُسمى "الأرجحية العظمى" لحساب المعاملات اللوغاريتمية) حيث كان النموذج الناتج هو:

$$\ln\left(\frac{\hat{P}}{1-\hat{P}}\right) = -1.6587 + 0.0792(\text{الدخل}) \quad (9.4)$$

الأسرة الأولى في الشكل 1.9 لها دخل يساوي 8,000 جنيه إسترليني ($X = 8$) وبالتعويض بقيمة X في المعادلة 9.4 سوف نحصل على:

$$\ln\left(\frac{\hat{P}}{1-\hat{P}}\right) = -1.0251$$

حيث أن

$$\frac{\hat{P}}{1-\hat{P}} = e^{-1.0251} = 0.3588$$

وبالتالي فإن

$$\hat{P} = 0.3588 - 0.3588\hat{P}$$

$$1.3588\hat{P} = 0.3588$$

$$\hat{P} = 0.2641$$

النموذج اللوغاريتمي يُقدر بأن هناك احتمال بنسبة 0.2641 بأن هذه الأسرة تملك منزلها الخاص بها.

من المحتمل حساب التغير في احتمال ملكية منزل مع زيادة الدخل بمقدار وحدة واحدة (1,000 جنيه إسترليني) لهذه الأسرة التي دخلها الحالي 8,000 جنيه إسترليني.

التغير في الاحتمال يتم إعطاؤه بواسطة:

$$\hat{\beta}_2 \cdot \hat{P}(1-\hat{P}) = (0.0792)(0.2641)(0.7359) = 0.0139$$

إذا زاد دخل الأسرة بمقدار 1,000 جنيه إسترليني فإن ذلك يعني أن 1.39% زيادة في فرصة حصولهم على منزل، هذا الاحتمال الإضافي ليس ثابتاً ولكن يتغير مع تغير مستويات الدخل، النموذج السابق كان عيب من عيوب نموذج الاحتمال اللوغاريتمي.

4.9 النموذج اللوغاريتمي في EViews

في بدايات استخدام البرامج الإحصائية كان النموذج اللوغاريتمي يتم استخدامه لاختبار أي من أنواع السماد مناسباً للمزارعين في الفلبين، وكان المتغير التابع المطلوب اختباره هو FERUSE وهو متغير ثنائي يساوي 1 إذا تم استخدام السماد، ويساوي 0 في باقي الحالات الأخرى، وكانت المتغيرات التنبؤية (المستقلة) هي:

● CREDIT مبلغ الائتمان (لكل هكتار) الذي يجب على المزارعين الحصول عليه.
● DMARKET مسافة المزرعة من أقرب سوق.

● HOURMEET عدد الساعات التي يقضيها المزارع مع خبير زراعي.

● IRSTAT متغير وهمي = 1 إذا تم استخدام الري، = 0 في الحالات الأخرى.

● OWNER متغير وهمي = 1 إذا كان المزارع يملك الأرض، = 0 في الحالات الأخرى.

تم استخدام بيانات 491 مزرعة في ملف البيانات المسمى LOGIT FERTILISER (هناك متغير إضافي وهو QFER وهو يسجل كمية السماد المستخدم إذا احتاجت المزرعة لاستخدام السماد)، البيانات تم استيرادها لبرنامج EViews كما يلي:

View	Proc	Object	Print	Name	Freeze	Default	Sort	Edit+/-	Smp1+/-	Compare+/-	Transpose+/-	Title	Sample
1		QFER	0.00	HOURMEET	0.0	DMARKET	IRSTAT	CREDIT	OWNER	FERUSE			
2		0.00	0.0	1.50	0	0.0000	0	0.0000	0	0			
3		166.67	472.0	1.67	0	460.3000	1	0.0000	1	0			
4		0.00	40.0	6.00	1	0.0000	1	0.0000	1	0			
5		0.00	7.0	7.50	1	0.0000	0	0.0000	0	0			
6		0.00	3.0	7.38	0	166.6700	0	0.0000	0	0			
7		0.00	0.0	47.00	0	55.0000	0	0.0000	0	0			
8		500.00	0.0	1.35	1	0.0000	0	0.0000	0	1			
9		0.00	0.0	10.50	0	0.0000	0	0.0000	0	0			
10		0.00	32.0	3.52	0	0.0000	1	0.0000	1	0			
11		0.00	0.0	1.13	0	0.0000	0	0.0000	0	0			
12		0.00	0.0	2.20	1	0.0000	1	0.0000	1	0			
13		200.00	8.0	3.25	1	0.0000	1	0.0000	1	1			
14		0.00	0.0	1.15	0	0.0000	0	0.0000	0	0			
15		450.00	0.0	2.01	1	0.0000	1	0.0000	1	1			
16		100.00	2.0	2.55	1	0.0000	1	0.0000	1	1			
17		0.00	0.0	2.01	1	214.2900	1	0.0000	1	0			
18		0.00	0.0	6.00	0	0.0000	1	0.0000	1	0			
19		50.00	0.0	0.40	1	0.0000	1	0.0000	1	1			
20		92.00	0.5	2.63	0	0.0000	1	0.0000	1	1			
21		0.00	0.0	1.80	1	0.0000	1	0.0000	1	0			
22		0.00	0.0	11.00	1	0.0000	1	0.0000	1	0			
23		100.00	0.0	5.75	1	0.0000	0	0.0000	0	1			
24		300.00	21.0	7.26	1	500.0000	1	0.0000	1	1			
25		171.43	0.0	2.00	0	400.0000	1	0.0000	1	1			
26		0.00	2.0	14.00	1	2760.0000	0	0.0000	0	0			
27		55.56	0.2	2.00	0	808.0800	1	0.0000	1	1			
28													

الشكل 4.9: البيانات الخام بملف EViews

File...

Open ...

Foreign Data as Workfile

وذلك للحصول على الشكل 9.4، ولحساب النموذج اللوغاريتمي والذي يتضمن خمس متغيرات مستقلة الذي سبق شرحه في الصفحة السابقة انقر على:

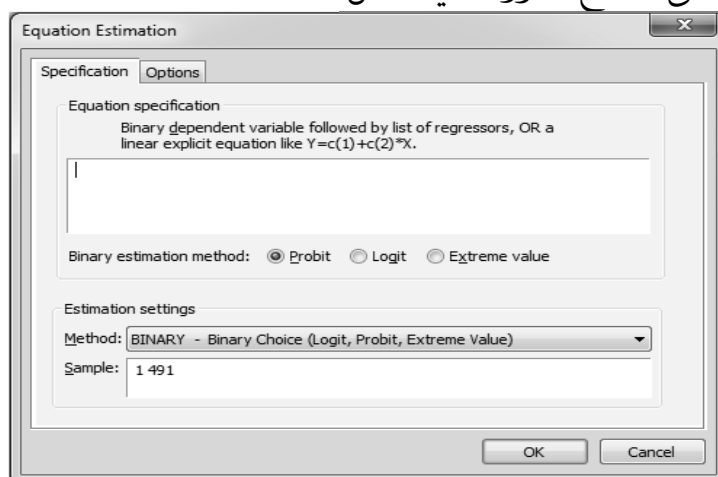
Quick

Estimate Equation

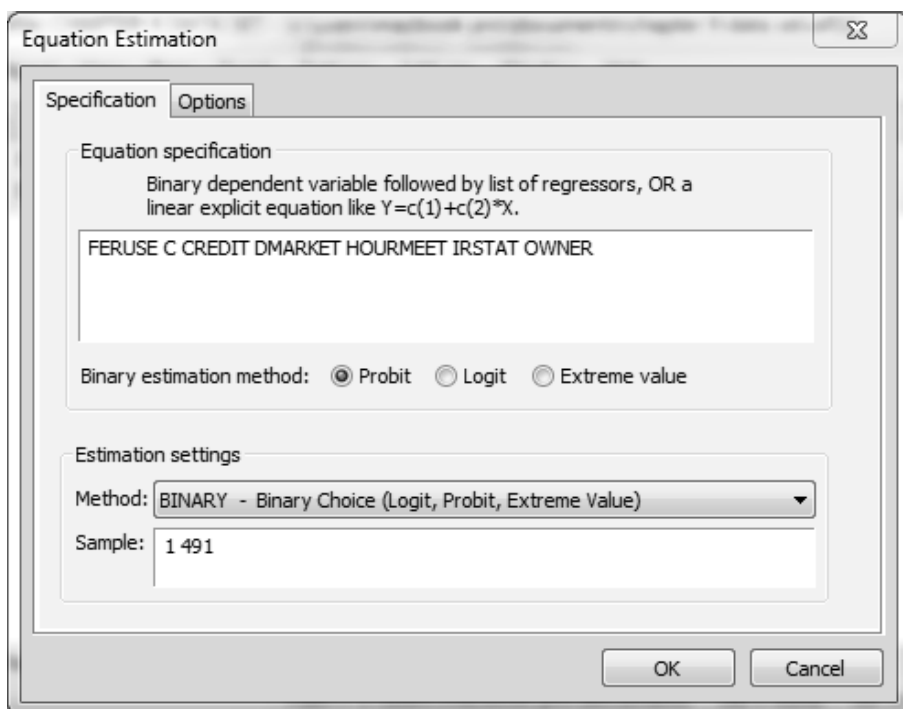
والذي يعرض مربع الحوار في الشكل 5.9.

لاحظ بأن الشكل 5.9 هناك الخيار Method تأكد من اختيار BINARY (Logit, Probit, Extreme, Value) - وأن المشاهدات تم اختيارها من أول مشاهدة وحتى المشاهد 491 تم تضمينها في التحليل، من الضروري الآن إدخال أسماء متغيرات الدراسة وتكون البداية بالمتغير التابع FERUSE كما هو معروض في الشكل 6.9 كما قمنا بتضمين التقاطع المحتمل والذي يُرمز له دائماً بالحرف C ببرنامج EViews.

تأكد من أن الاختيارات قد تمت وفقاً لما هو معروض في الشكل 6.9 بحيث تم اختيار الخيار BINARY في مربع الخيار Method لأن هذه العملية تُسمى افتراضياً بواسطة برنامج EViews بالطريقة اللوغاريتمية، ثم انقر OK للحصول على النتائج المعروضة في الشكل 9.7.



الشكل 5.9: تقدير المعادلة في مربع حوار EViews



الشكل 9.6: انتهاء تقدير المعادلة في مربع الحوار

وبالأخذ في الاعتبار اختبار طرف واحد من منحى التوزيع (أي بمعنى مستوى الدلالة الإحصائية 5% أو 0.05) لكل المتغيرات المستقلة الخمسة والتقاطع وهي كلها ذات دلالة إحصائية (أي بمعنى أننا نرفض فرض العدم H_0 : الانحدار يساوي صفر) المسافة لأقرب سوق (DMARKET) كما كنا نتوقع لها تأثير سالب على احتمالية استخدام السماد لأن زيادة المسافة إلى السوق تؤدي إلى زيادة في تكاليف النقل إلى المزرعة وهذه التكاليف تمثل عائق، واستخدام الري IRSTAT له تأثير موجب، فالمزارعون الذين يستخدمون الطرق الحديثة في الري من المحتمل أن يستخدموا السماد.

Equation: UNTITLED Workfile: FERTILISER::Fertiliser\				
View	Proc	Object	Print	Name Freeze Estimate Forecast Stats Resids
Dependent Variable: FERUSE				
Method: ML - Binary Probit (Newton-Raphson / Marquardt steps)				
Date: 04/23/20 Time: 18:49				
Sample: 1 491				
Included observations: 491				
Convergence achieved after 4 iterations				
Coefficient covariance computed using observed Hessian				
Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	-0.708130	0.120114	-5.895473	0.0000
CREDIT	0.000190	6.80E-05	2.797810	0.0051
DMARKET	-0.026717	0.012134	-2.201891	0.0277
HOUREET	0.016196	0.006744	2.401687	0.0163
IRSTAT	0.909921	0.123017	7.396687	0.0000
OWNER	0.333171	0.125732	2.649855	0.0081
McFadden R-squared	0.152332	Mean dependent var	0.458248	
S.D. dependent var	0.498762	S.E. of regression	0.448540	
Akaike info criterion	1.193639	Sum squared resid	97.57636	
Schwarz criterion	1.244920	Log likelihood	-287.0385	
Hannan-Quinn criter.	1.213777	Deviance	574.0770	
Restr. deviance	677.2429	Restr. log likelihood	-338.6215	
LR statistic	103.1660	Avg. log likelihood	-0.584600	
Prob(LR statistic)	0.000000			
Obs with Dep=0	266	Total obs	491	
Obs with Dep=1	225			

الشكل 9.7: نتائج النموذج اللوغاريتمي ببرنامج EViews

النتائج المعروضة في الشكل 9.7 تتضمن إحصائية الأرجحية العظمى LR Statistic وهذه الإحصائية تختبر فرضية العدم القائلة بأن الانحدار يساوي صفر، ومن الطبيعي نحن نتمنى رفض فرض العدم وهذا ما فعله هنا، حيث أن $LR = 103.16$ مع احتمالية $Prob = 0.000$ وهذه الاحتمالية ذات دلالة إحصائية مرتفعة، كما أن R^2 لما كفنن باسيدو McFadden's pseudo R-squared تقع ما بين 0 و1 ولكنها لا تُقارن مع معامل التحديد في الانحدار المتعدد (فهي تركز على كيف تزيد النسبة التفسيرية في حالة إضافة متغير أو متغيرات أخرى إلى النموذج اللوغاريتمي).

من الشكل 7.9 فإن معادلة النموذج اللوغاريتمي هي:

$$\ln\left(\frac{P}{1-p}\right) = 0.708130 + 0.000190(CREDIT) - 0.026717(DMARKET) + \dots + 0.333171(OWNER)$$

فعلى سبيل المثال إذا كانت النتائج لمزرعة معينة ، $HOURMEET = 30$

$OWNER = 1$ ، $IRSTAT = 1$ ، $CREDIT = 200$ ، $DMARKET = 6$ فإن المعادلة

السابقة تكون:

Expectation-Prediction Evaluation for Binary Specification						
Equation: UNTITLED						
Date: 04/23/20 Time: 20:02						
Success cutoff: C = 0.5						
Estimated Equation			Constant Probability			
	Dep=0	Dep=1	Total	Dep=0	Dep=1	Total
P(Dep=1)≤C	181	65	246	266	225	491
P(Dep=1)>C	85	160	245	0	0	0
Total	266	225	491	266	225	491
Correct	181	160	341	266	0	266
% Correct	68.05	71.11	69.45	100.00	0.00	54.18
% Incorrect	31.95	28.89	30.55	0.00	100.00	45.82
Total Gain*	-31.95	71.11	15.27			
Percent Gain**	NA	71.11	33.33			
Estimated Equation			Constant Probability			
	Dep=0	Dep=1	Total	Dep=0	Dep=1	Total
E(# of Dep=0)	168.04	98.15	266.19	144.11	121.89	266.00
E(# of Dep=1)	97.96	126.85	224.81	121.89	103.11	225.00
Total	266.00	225.00	491.00	266.00	225.00	491.00
Correct	168.04	126.85	294.89	144.11	103.11	247.21
% Correct	63.17	56.38	60.06	54.18	45.82	50.35
% Incorrect	36.83	43.62	39.94	45.82	54.18	49.65
Total Gain*	9.00	10.55	9.71			
Percent Gain**	19.63	19.48	19.56			

الشكل 9.8: جدول التنبؤات

$$\ln\left(\frac{P}{1-p}\right) = 0.89854$$

$$\frac{P}{1-P} = e^{0.89854} = 2.456$$

$$P = 2.456 - 2.456P$$

$$3.456P = 2.456$$

$$P = 0.71$$

هناك فرصة تعادل حوالي 71% بأن مزارع معين سوف يكون مستخدماً للسماد، قد يتم إجراء تقدير أكثر لمدى لكفاءة النموذج اللوغاريتمي، في الشكل 9.7 أنقر على:

View...

Expectation-Prediction Evaluation

سوف نحصل على النتائج المعروضة في الشكل 9.8 ، برنامج EViews سوف يسألك أن تحدد قيمة حد التنبؤ وهي لا بد أن تقع ما بين 0 و 1، سوف نختار احتمال يساوي 0.5 كقيمة لحد التنبؤ، كل مشاهدة سوف يتم تصنيفها وكأن لها احتمال متوقع يقع أكبر من أو أقل من حد التنبؤ، أي بمعنى إذا كان التنبؤ أكبر من 0.5 وسوف نفترض بأنه من المحتمل بأن المزارع في المجموعة FERUSE = 1 ، في الشكل 8.9 يفترض أن نركز على أعلى يسار الجدول وبالتحديد تحت العنوان المعادلة المقدرة Estimated Equation ، حيث يتضح من الجدول بأن 266 مزارع في المتغير التابع يساوي صفر، أي بمعنى أن المجموعة FERUSE = 0 أي أنهم لا يستخدمون السماد، وأن 183 من هؤلاء المزارعين كانت توقعات النموذج اللوغاريتمي تُشير بأنهم من المحتمل أن يستخدموا السماد بنسبة أقل من حد التنبؤ 0.5 ، وبالتالي فإن 181 (68.05%) من المزارعين هم ضمن المجموعة FERUSE = 0 وكانت التوقعات صحيحة، وكما

هو معروض في الشكل 8.9 فإن 31.95% كانوا قد صُنِفوا خطأً بواسطة النموذج اللوغاريتمي ضمن المجموعة $FERUSE = 0$ ، وبالمثل كان هناك 225 مزارع ضمن فئات المتغير التابع الذي يساوي 1، أي بمعنى أن $FERUSE = 1$ ، وهناك 160 مزارع (أي حوالي 71.11%) لديهم احتمالية أكبر من نقطة حد التنبؤ 0.5 وكانوا بالتالي تم تصنيفهم بشكل صحيح، وعموماً فإن 341 مزارع ($160 + 181$) تم تصنيفهم بشكل صحيح ضمن مجموعات $FERUSE = 0$ أو $FERUSE = 1$ وهذا معدل نجاح عام بمعدل 342 من 491 مزارع أو بنسبة 69.45%.

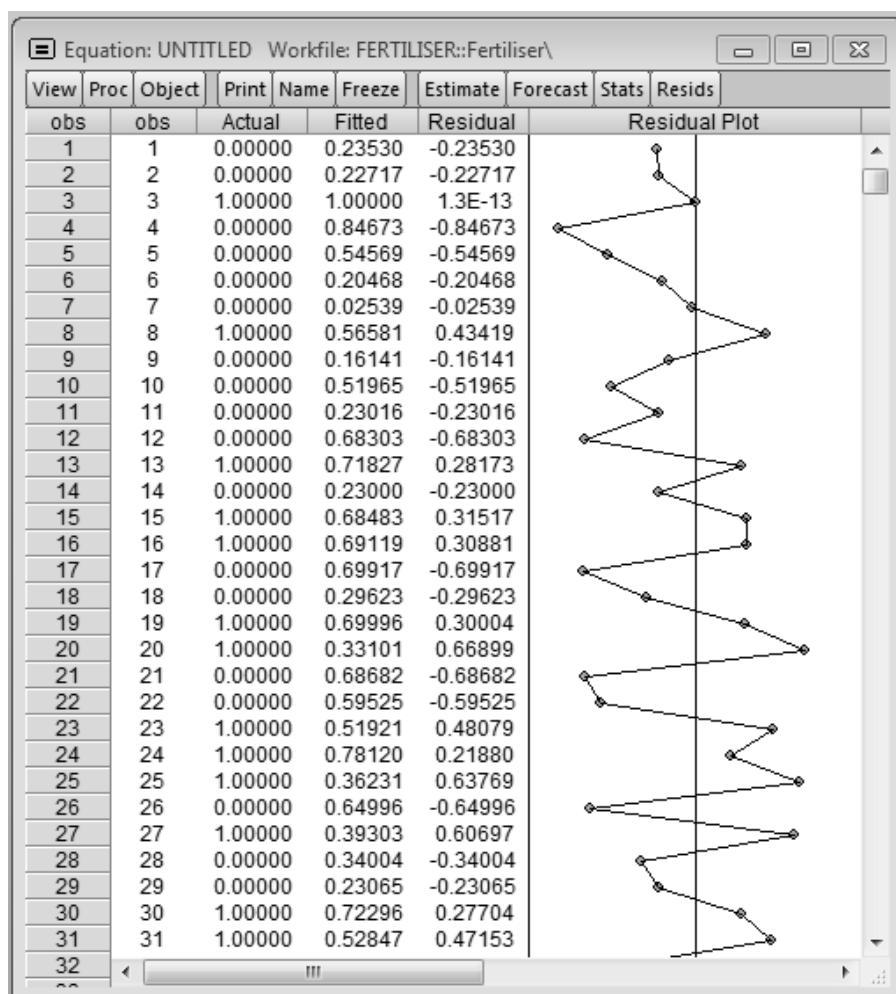
يمكنكم الحصول على معلومات حول ما إذا كان كل مزارع تم تصنيفه ضمن المجموعة الصحيحة أو لا من خلال النقر على:

View. . .

Actual, Fitted, Residual. . .

Actual, Fitted, Residual, Table

وذلك للحصول على نتائج الشكل 9.9، تُشير النتائج بأن المزارع رقم 1 تم تصنيفه ضمن المجموعة $FERUSE = 0$ واحتمالية استخدامه للسداد تم عرضها بواسطة النموذج اللوغاريتمي تساوي 0.22717 وهي أقل من حد التنبؤ 0.5 وبذلك فإن هذا المزارع تم تصنيفه بشكل صحيح، وعموماً فإن المزارع 4 يقع ضمن مجموعة $FERUSE = 0$ ولكن النموذج اللوغاريتمي يتوقع بأن احتمال استخدامه للسداد هي 0.84673 وبالتالي فإن النموذج يتوقع بأن هذا المزارع يُفترض بأن يكون ضمن المجموعة $FERUSE = 1$ وهذا التصنيف غير صحيح.



الشكل 9.9: مجموعات التنبؤ لكل مزارع

ولتقييم مدى كفاءة النموذج اللوغاريتمي، هناك اختبار توافق هوسمر لمشو HL goodness of fit test (Hosmer-Lemeshow) والذي يمكن القيام به من خلال النقر على:

View ...

Goodness-of-Fit Test (Hosmer-Lemeshow) ...

للاختصار فإن اختبار HL له فرضية العدم الخاصة به وهي H_0 : النموذج يتنبأ بدرجة كافية بالمجموعة التي ينتمي إليها المزارع، ويتم رفض فرضية

العدم في حالة أن مستوى المعنوية أقل من 5% أو 0.05، وفي المثال السابق وجدنا بأن $HL = 8.3028$ وهي ذات دلالة إحصائية 0.4045 (أنظر الشكل 10.9) وبالتالي فإننا لن نرفض فرض العدم والنموذج اللوغاريتمي يعرض بدرجة كافية البيانات.

Equation: UNTITLED Workfile: FERTILISER::Fertiliser\								
View Proc Object Print Name Freeze Estimate Forecast Stats Resids								
Goodness-of-Fit Evaluation for Binary Specification								
Andrews and Hosmer-Lemeshow Tests								
Equation: UNTITLED								
Date: 04/23/20 Time: 21:31								
Grouping based upon predicted risk (randomize ties)								
	Quantile of Risk		Dep=0		Dep=1		Total Obs	H-L Value
	Low	High	Actual	Expect	Actual	Expect		
1	0.0147	0.2000	39	41.1392	10	7.86080	49	0.69339
2	0.2033	0.2288	42	38.3664	7	10.6336	49	1.58579
3	0.2292	0.2693	35	37.1751	14	11.8249	49	0.52734
4	0.2710	0.3348	36	34.0718	13	14.9282	49	0.35816
5	0.3358	0.4956	28	30.3880	21	18.6120	49	0.49406
6	0.4980	0.5605	25	22.6367	24	26.3633	49	0.45860
7	0.5608	0.6064	25	20.5790	24	28.4210	49	1.63745
8	0.6069	0.6765	17	17.1387	32	31.8613	49	0.00173
9	0.6779	0.7062	10	15.1153	39	33.8847	49	2.50336
10	0.7069	1.0000	9	9.57636	41	40.4236	50	0.04291
Total			266	266.187	225	224.813	491	8.30280
H-L Statistic			8.3028		Prob. Chi-Sq(8)		0.4045	
Andrews Statistic			13.6664		Prob. Chi-Sq(10)		0.1888	

الشكل 10.9: اختبار جودة التوافق (اختبار هوسمر-لمشو)

نموذج متجه الانحدار الذاتي (VAR)

في تحليل الانحدار فإن المتغيرات الداخلية والخارجية يتم استخدامها معاً، المتغير الداخلي endogenous هو متغير (تم الحصول عليه من خلال نموذج إحصائي) يتم تفسيره من خلال العلاقة بين دوال في النموذج، فعلى سبيل المثال سعر التعادل لبضاعة معينة في نموذج الطلب والعرض هو متغير داخلي لأنه يُحدد من خلال ردة الفعل تجاه طلب العميل، فإذا كان الاتجاه العام لمتغير واحدة يمكن التنبؤ به للحصول على نتيجة معينة للمتغير الآخر - حتى وإن لم يكن في نفس الاتجاه - فإن التغير سوف يكون مرتبطاً بذلك المتغير وهذا المتغير سوف يعتبر متغير داخلي، وفي مقابل المتغيرات الداخلية هناك المتغيرات الخارجية والتي تُعتبر متغيرات مستقلة، وهذا يعني أن متغير واحد في المعادلة لا يرتبط مباشرة بالتغير في المتغير الآخر مثال ذلك الدخل الشخصي والتفضيل الشخصي للألوان أو معدل سقوط الأمطار وأسعار الغاز.

صياغة النموذج السببي تُستخدم من قبل الاقتصاديين لتفسير مخرجات المتغيرات التابعة ومعرفة إلى أي حد يمكن للنتيجة أن تساهم في السبب الداخلي أو الخارجي، وهذا مهم في الاقتصاد القياسي وصياغة النماذج الاقتصادية لأنها يمكن أن توضح بأن متغير ما يؤدي إلى تأثير معين، فنماذج المعادلات المتزامنة الكلاسيكية تتضمن عدد m من المتغيرات الداخلية (أي بمعني متغيرات تابعة) وتنتهي بعدد m معادلة لكل متغير داخلي، كل معادلة قد يكون لها واحد أو أكثر من المتغيرات الداخلية وبعض المتغيرات الخارجية.

مشكلة تحديد النموذج يجب التعامل معها قبل تقدير هذه الأنواع من المعادلات، ولتحقيق ذلك يتم وضع بعض القيود العشوائية وذلك من خلال

استثناء بعض المتغيرات من المعادلة وهذه المتغيرات قد تكون ضمن بعض المعادلات الأخرى في النظام، الباحث (Sims 1980) ينتقد بشكل قوي هذه الطريقة، ويجادل بأنه إذا كان هناك عدد m من المتغيرات الداخلية فإنها يفترض معاملتها بشكل متساوي، ويجب بالخصوص عدم وجود تفرقة بين المتغيرات الداخلية والخارجية، وبالتالي فكل معادلة يجب أن يكون لها نفس عدد المتغيرات التنبؤية.

لهذا السبب فإن الباحث (Sims 1980) قام بتطوير نموذج VAR.

1.10 منهجية VAR

لنأخذ في الاعتبار نظامين يعتمدان على فرضية وجود علاقة بين ثلاثة أو ستة أشهر أذونات الخزنة وهذان النظامان تم توضيحهما من خلال المعادلات التالية:

$$TB3_t = A_1 + \sum_{j=1}^{j=p} B_j TB3_{t-j} + \sum_{j=1}^{j=p} C_j TB6_{t-j} + u_{1t}$$

$$TB6_t = A_2 + \sum_{j=1}^{j=p} B_j TB3_{t-j} + \sum_{j=1}^{j=p} C_j TB6_{t-j} + u_{2t}$$

حيث أن $TB3$ و $TB6$ معدات أذونات الخزنة لمدة 6 أشهر و 3 أشهر، U_{1t} و U_{2t} تمثل حدود خطأ الضجة البيضاء، ويمكننا أن نسميها النبضات (المحاث) أو الابتكارات أو الصدمات في رافعة VAR.

المتغيرات الشنائية في VAR المعطاة آنفاً توضح عدة مميزات هي:

1 - النظام أعلاه يوضح بأن نظام معادلة نوع المتزامنة، كل معادلة تتضمن قيم فترة التباطؤ الخاصة بها وفترات التباطؤ للمتغيرات الأخرى في النظام، القيم الحالية للمتغيرين الاثنين تم تضمينهما في الجانب الأيمن لهذه المعادلات.

- 2 - قم باستخدام نفس عدد فترات التباطؤ في كل معادلة.
- 3 - نظام VAR الثنائي المعروض سابقاً يُعرف بنموذج $VAR(p)$ وله فترة تباطؤ p لكل متغير في الجانب الأيمن للنموذج، وعندما تكون لدينا فترة تباطؤ واحدة لكل متغير في الجانب الأيمن للنموذج فسوف يكون لدينا نموذج $VAR(1)$ ، وإذا كان لدينا فترتا تباطؤ فسوف يكون لدينا نموذج $VAR(2)$ وهكذا.
- 4 - نظام VAR يمكن توسيعه ليشمل عدة متغيرات، وكل معادلة في النظام سوف تحتوي على فترات تباطؤ عددها p لكل متغير في الجانب الأيمن لكل معادلة.
- 5 - في نظام المتغيرين الاثنين يمكن أن يكون لديه في أقصى حدوده علاقة تكاملية واحدة أو علاقة تعادل واحدة بين المتغيرين، فإذا كان لدينا نظام VAR له ثلاثة متغيرات فيمكن أن يكون هناك في أقصى الحدود علاقتان تكامليتان بين المتغيرات الثلاثة، وبصفة عامة فإن نظام VAR الذي يتضمن متغيرات عددها n يمكن أن يحتوي على علاقات تكاملية عددها $(n - 1)$ ، ووفقاً لمنهجية جونسن Johansen فإن هذه الميزة متوفرة في EViews والبرامج الإحصائية الأخرى ويمكن أن تساعد في إيجاد العديد من العلاقات التكاملية بين عدد n من المتغيرات.
- 6 - بعد حساب اختبار التكامل لجونسن إذا وجدنا بأن المتغيرات ليست متكاملة فيمكننا تطوير نموذج VAR غير مقيد أو نماذج أخرى مثل تلك المستخدمة في تحليل بيانات السلاسل الزمنية، فإذا كانت المتغيرات متكاملة فإنه يمكننا تطوير نموذج ECM والذي يمكن أن يُسمى نموذج VAR المقيد أو نموذج VECM.

ملاحظة: عدد فترات التباطؤ يمكن إيجاده من خلال استخدام معيار

.Akaike or Schwarz

هناك ثلاثة احتمالات هي:

- 1 - كلا السلسلتين الزمنيتين TB3 و TB6 تساوي $I(0)$ مستقرتين وفي هذه الحالة فإنه يمكننا تقدير كل معادلة من خلال OLS.
 - 2 - كلا السلسلتين الزمنيتين TB3 و TB6 تساوي $I(1)$ وبالتالي يمكننا أخذ الفرق الأول للمتغيرين والذي نعرف مسبقاً أنه مستقر، ويمكننا بعد ذلك استخدام OLS لتقدير كل معادلة بشكل منفرد.
 - 3 - إذا كانت السلسلتين $I(1)$ ولكنهما متكاملتين فإنه يمكننا استخدام آلية تصحيح الخطأ ECM، وهذه الآلية تدمج التعادل طويل الأجل مع الديناميكية طويلة الأجل للحصول على التعادل، وبما أننا نتعامل مع أكثر من متغير واحد في نظام VAR فإن النظر الثنائي لـ ECM هو ما يُعرف بنموذج تصحيح خطأ المتجه VECM.
- الشرط الضروري لـ VAR هو أن السلسلة الزمنية التي يتم التعامل معها يجب أن تكون مستقرة.

2.10 عملية التقدير

الخطوة الأولى: فحص استقرار السلسلة الزمنية:

السلسلة الزمنية الأولى: TB3 معدلات أذونات الخزنة لمدة 3 أشهر (الطريقة غير الرسمية)

(أ) الرسم البياني للسلسلة

أنقر على Graph > Quick ثم اطبع TB3 واختر Line Graph ثم انقر OK.

بناءً على الشكل 1.10 فإن السلسلة TB3 تبدو سلسلة سير عشوائي مع اتجاه، حيث أنها اتجهت لأعلى ولأسفل لفترة من الزمن، ولاحقاً كان اتجاه السلسلة نحو الانخفاض، وتبدو السلسلة غير مستقرة.

ب) اختبار الارتباط للسلسلة TB3:
 أنقر نقرًا مزدوجاً على المتغير TB3 في منطقة العمل لعرض بيانات المتغير TB3.

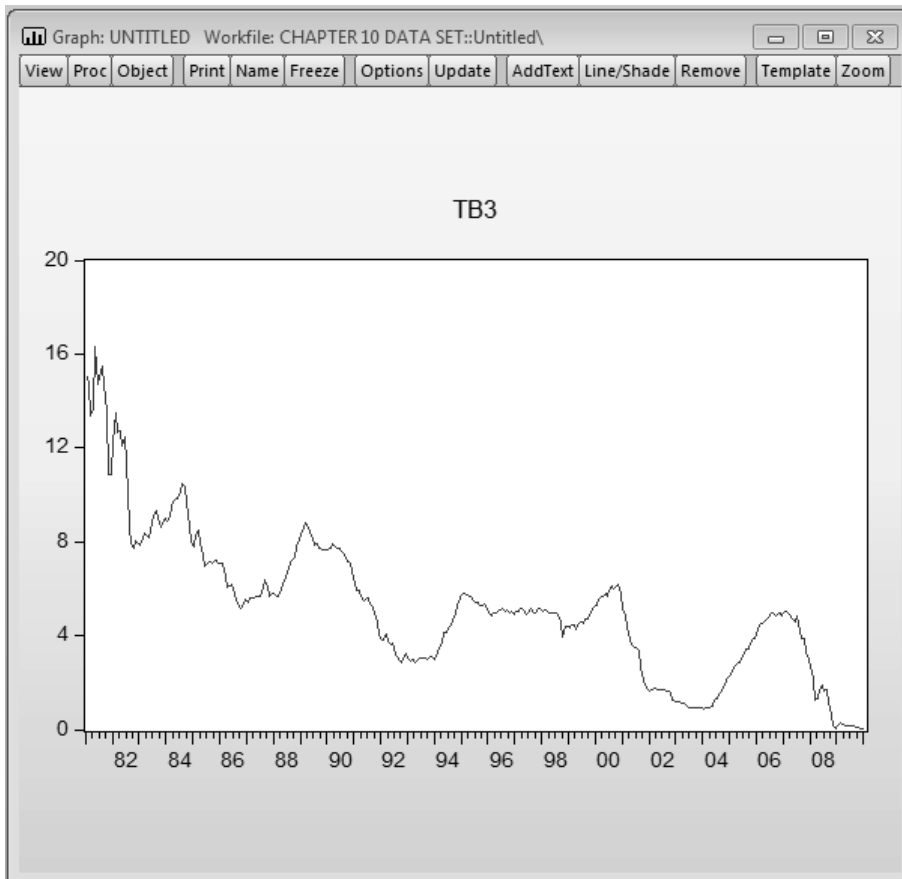
انقر على View > Correlogram ثم اختر المستوى وانقر على OK.

اختبار الارتباط:

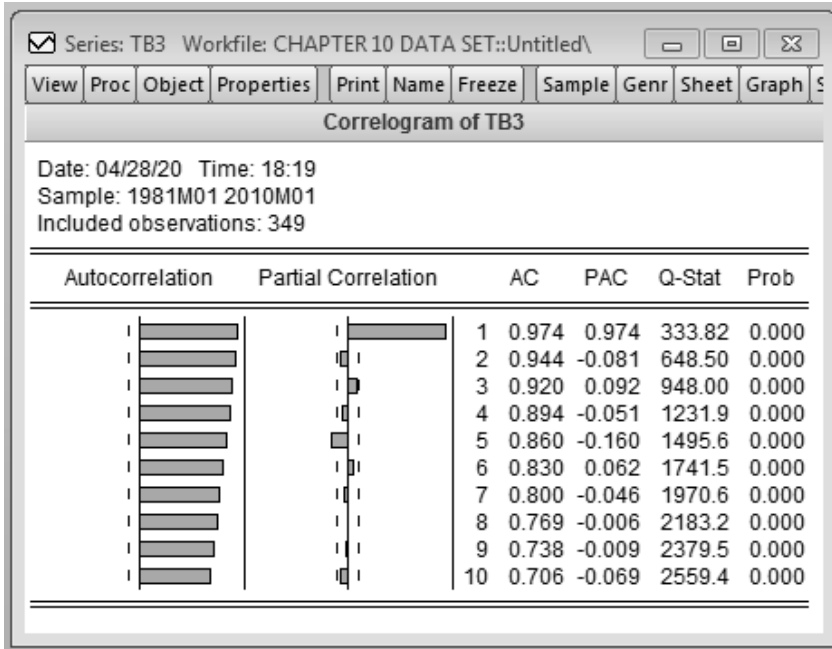
أ) H_0 : TB3 ليس لها جذر وحدة.

ب) H_1 : TB3 لها جذر وحدة.

ج) $\alpha = 5\%$ أو 0.05



الشكل 10.1: رسم بياني للسلسلة TB3



الشكل 10. 2: جدول الارتباط للسلسلة TB3

لا يوجد إحصائية اختبار لحسابها ولكننا نركز على عمود الاحتمال Prob في الشكل 2.10.

(د) قيم $p\text{-values} = 0.000$

(هـ) $p\text{-values} = 0.000 < 0.05$ وبالتالي نرفض فرض العدم.

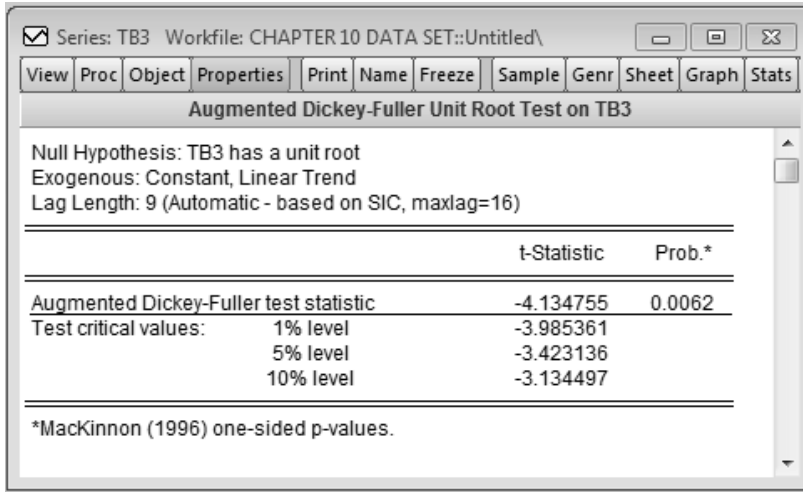
(و) نستنتج بأن سلسلة TB3 ليست مستقرة.

الطريقة الرسمية:

اختبار ديكي فولر المعزز للسلسلة TB3:

قبل البدء بإجراء الاختبار في EViews نحتاج إلى أن نقرر ما إذا كنا نرغب في إضافة اتجاه أو لا.

إذا كان الرسم البياني للسلسلة يُشير إلى اتجاه معين فإننا نقوم بإضافة اتجاه مع التقاطع.



الشكل 10. 3: اختبار جذر الوحدة TB3

إذا كان الرسم البياني للسلسلة لا يُشير إلى اتجاه معين فإننا لا نقوم بإضافة التقاطع فقط.

اتبع الخطوات التالية ببرنامج EViews: انقر نقرًا مزدوجًا على السلسلة TB3 من منطقة العمل، ومن النافذة التي تعرض بيانات السلسلة TB3 اختر View > Unit Root test في نوع الاختبار Test type اختر Augmented Dickey-Fuller وفي الخيار Test for unit root اختر Level وفي الخيار Include in test equation اختر Trend and Intercept إذا كان الرسم البياني يُشير إلى اتجاه معين، وبخلاف ذلك اختر Intercept فقط ثم انقر OK.

1 - H_0 : TB3 لها جذر وحدة ولست مستقرة.

2 - H_1 : TB3 ليس لها جذر وحدة وهي مستقرة.

3 - $\alpha = 5\%$ أو 0.05 .

بناءً على الشكل 3.10 فإن إحصائية اختبار ADF تساوي -4.134755

4 - قيم $p\text{-values} = 0.0062$

5 - الاحتمال $0.0062 > 0.05$ وبالتالي نرفض فرض العدم H_0 .

6 - TB3 ليس لها جذر وحدة وهي مستقرة.

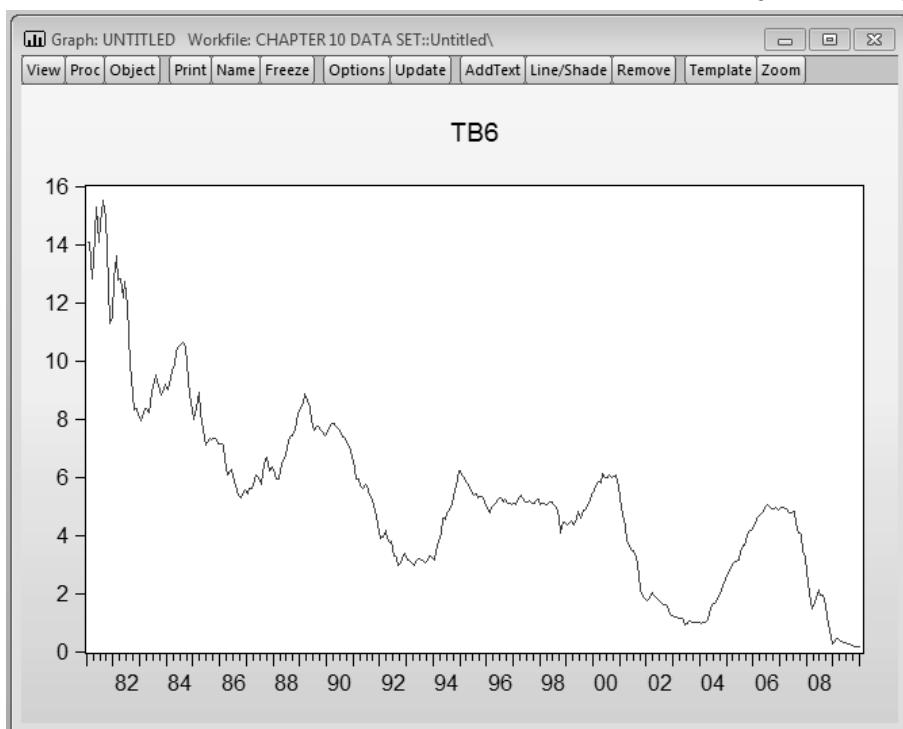
السلسلة الزمنية الثانية: معدلات أذونات الخزنة لـ 6 أشهر TB6

الطريقة غير الرسمية:

(أ) الرسم البياني للسلسلة:

أنقر Graph > Quick واطبع TB6 واختر Line Graph ثم انقر OK

بناءً على الشكل 4.10 فيبدو أن السلسلة TB6 لها اتجاه نحو الانخفاض وليست مستقرة.



الشكل 4.10: الرسم البياني للسلسلة TB6

(ب) اختبار الارتباط للسلسلة TB6:

أنقر نقراً مزدوجاً على السلسلة TB6 من منطقة العمل.

انقر على Correlogram > View ثم اختر المستوى وانقر على OK.

اختبار الارتباط

ملاحظة:

فرضية العدم والفرضية البديلة للارتباط في الاختبار الرسمي وفي اختبار ديكي فولر المعزز عكس بعضهما تماماً.

(أ) H_0 : TB6 ليس لها جذر وحدة.

(ب) H_1 : TB6 لها جذر وحدة.

(ج) $\alpha = 5\%$ أو 0.05

ليس هناك إحصائية اختبار لحسابها، ولكننا نركز على عمود الاحتمال Prob في الشكل 5.10.

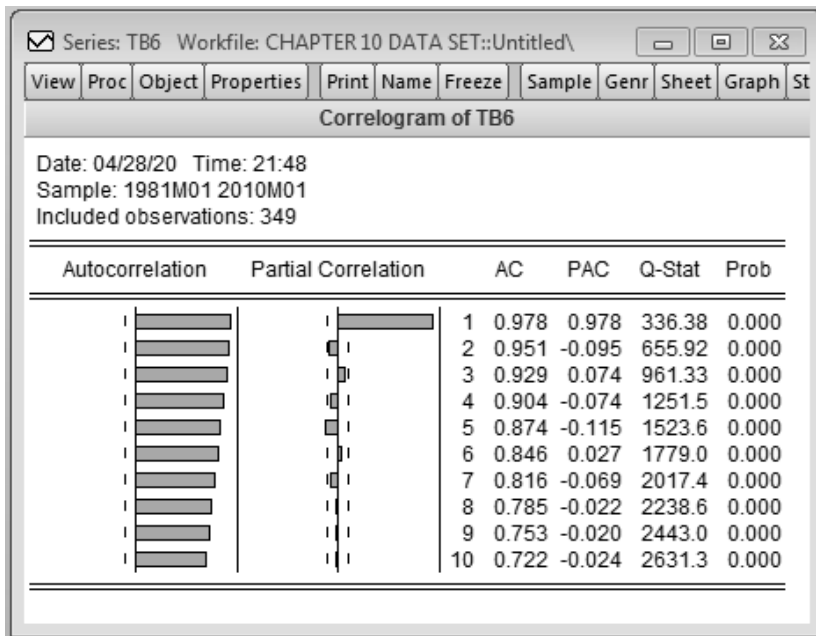
(د) قيم $p\text{-values} = 0.000$

(هـ) $\text{Prob} = 0.000 < 0.05$ وبالتالي فإننا نرفض العدم H_0 .

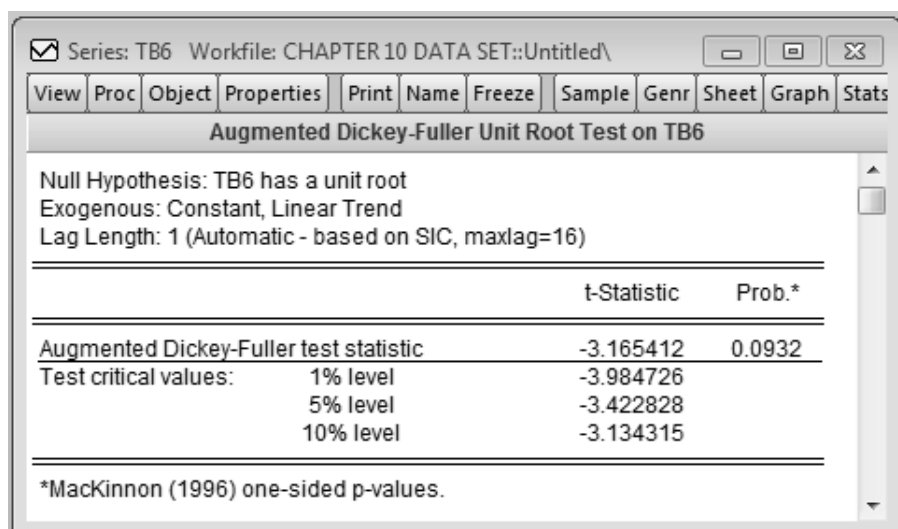
(و) TB6 ليست مستقرة.

الطريقة الرسمية:

اختبار ADF لـ TB6:



الشكل 5.10: جدول الارتباط لسلسلة TB6



الشكل 10.6: اختبار جذر الوحدة لسلسلة TB6

قم باتباع الخطوات التالية ببرنامج EViews: انقر نقرًا مزدوجًا على المتغير TB6 في منطقة العمل وذلك لعرض بيانات ذلك المتغير، ثم اختر View > Unit Root test في الخيار Test type اختر Augmented Dickey-Fuller وفي الخيار Include in test اختر level وفي الخيار equation اختر Trend and Intercept إذا كان الرسم البياني يُشير إلى اتجاه وخلاف ذلك اختر only intercept ثم انقر OK.

1 - H_0 : TB6 لها جذر وحدة وليست مستقرة.

2 - H_1 : TB6 ليس لها جذر وحدة وهي مستقرة.

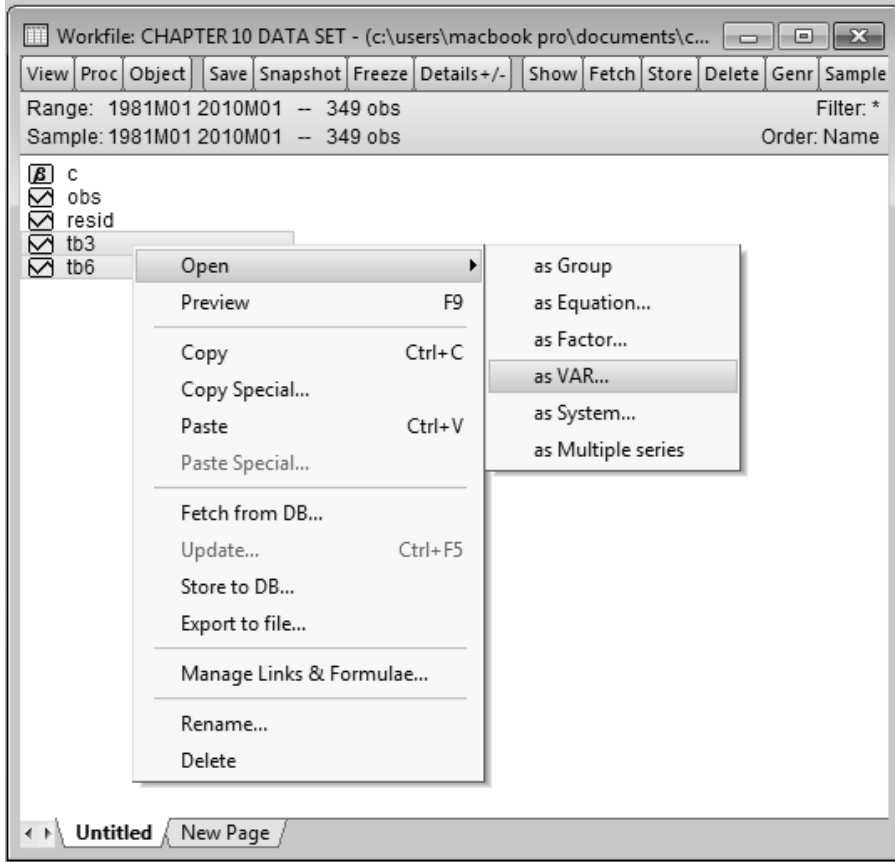
3 - $\alpha = 5\%$ أو 0.05

بناءً على الشكل 10.6 فإن إحصائية اختبار ADF تساوي -3.165412

4 - قيم $p\text{-values} = 0.0932$

5 - قيمة الاحتمال $0.0932 < 0.05$ وبالتالي نرفض فرض العدم H_0 .

6 - TB6 لها جذر وحدة وليست مستقرة.



الشكل 10.7: طريقة VAR ببرنامج EViews

الاستنتاج السابق يُشير إلى أن TB3 مستقرة ولكن TB6 ليست مستقرة. الآن يجب علينا أن نقوم بحساب الاختبار المتكامل لنموذج VAR والتي تُعرف كذلك باختبار التكامل لجونسن، والتي لها خيارين اثنين هما:

- 1 - إذا كانت السلسلة متكاملة فيمكننا الانتقال إلى استخدام نموذج VECM أي بمعنى استخدام نموذج VAR المقيد.
- 2 - إذا كانت السلسلة غير متكاملة (أي بمعنى ليس هناك علاقة طويلة الأجل بين المتغيرات) فيجب علينا اتباع نموذج يُعرف بنموذج VAR غير المقيد.

الخطوة الثانية: طول فترة التباطؤ

باتباع هذه الطريقة خطوة بخطوة حتى النهاية يمكننا أن نحدد كم عدد فترات التباطؤ التي يُفترض تضمينها في نموذج VAR.

قم بتحديد المتغيرين في منطقة العمل ثم انقر زر الفارة الأيمن واختر open as VAR > كما هو موضح في الشكل 7.10.

سوف تفتح النافذة الموضحة في الشكل 8.10.

انقر على View > Lag Structure > Lag length Criteria كما هو معروض في الشكل 9.10.

اختر فترة تباطؤ 8 وانقر OK للحصول على مخرجات الشكل 10.10.

The image shows the 'VAR Specification' dialog box with the following settings:

- VAR type:** Standard VAR (selected), Vector Error Correction, Bayesian VAR.
- Endogenous variables:** tb3 tb6
- Lag Intervals for Endogenous:** 1 2
- Exogenous variables:** c
- Estimation sample:** 1981m01 2010m01

الشكل 10.8: نافذة تحديد نموذج VAR

النجوم في الأعمدة من 3 - 7 تُشير إلى عدد فترات التباطؤ التي ينصح بها كل معيار AIC ، FPE ، LR ، وهي ثمان فترات تباطؤ في حين أن HQ ، SC تنصح بثلاث فترات تباطؤ.

سوف نتبع فترة تباطؤ SC (معيار معلومات شوارز Schwarz) ونختار ثلاث فترات تباطؤ (الدراسات تستخدم هذا المعيار بشكل كبير في اختباراتها).

الخطوة الثالثة: اختبار التكامل لجونسن

انقر على Quick > Group Statistics > Johansen Cointegration Test كما هو معروض في الشكل 11.10.

سوف تنتقل لنافذة أخرى لكتابة أسماء المتغيرات الخاصة بالنموذج كما هو معروض في الشكل 12.10، يفترض أن تلاحظ بأن الترتيب ليس مهم هنا، قم بكتابة أسماء المتغيرات ثم انقر OK.

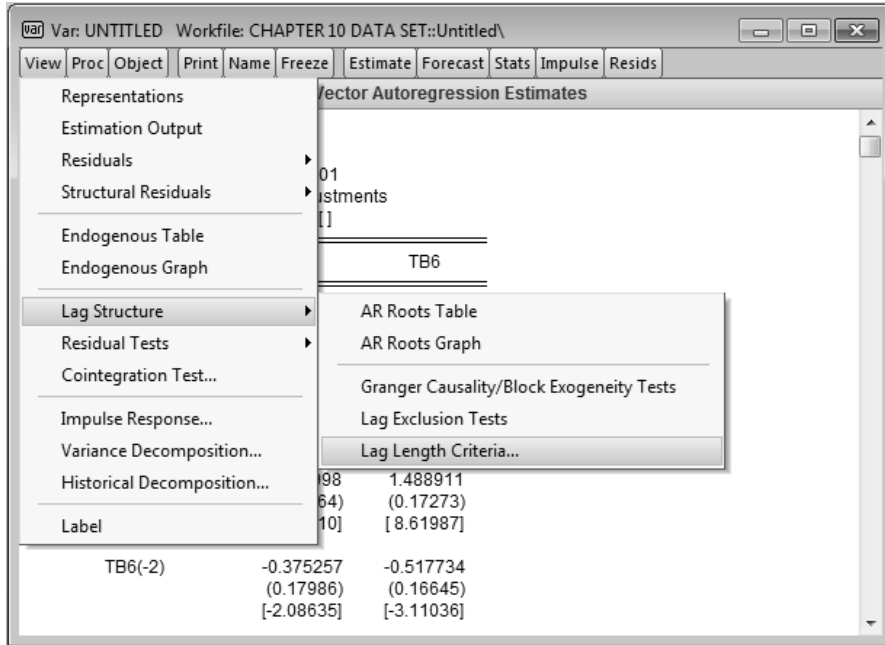
في الشكل 13.10 سوف نقوم بتحديد خصائص اختبار تكامل جونسن وإذا كانت النتائج يجب أن تتضمن اتجاه وتقاطع أولاً، سوف نقرر بناءً على الرسم البياني للسلسلة، الأشكال البيانية السابقة توضح بأنه ليس لدينا اتجاهات قطعية محددة وذلك سوف نختار الخيار 3 كما هو موضح سابقاً، وإذا كنا نريد إضافة متغيرات خارجية فيفترض كتابة أسماء تلك المتغيرات في مربع الحوار في خانة Exog Variables وفي خانة Lag Intervals اختر فترات تساوي طول فترة التباطؤ التي وجدناها سابقاً وهي ثلاث فترات تباطؤ، لذا سوف نختار فترة 1 و 2 وهذا يعني $2 + 1 = 3$ ثم انقر OK للحصول على مخرجات الشكل 14.10.

اختبار التكامل

1 - H_0 : السلسلة ليست متكاملة.

2 - H_1 : السلسلة متكاملة.

3 - $\alpha = 5\%$ أو 0.05



الشكل 10.9: تركيبة فترة التباطؤ

اختبار اثنين لترتيب التكامل غير المقيد: اختبار الأثر واختبار الجذر الكامن تم عرض نتائجهما في المخرجات.

سوف نركز على شيئين مهمين في هذه المخرجات:

- 1 - اختبار الأثر يُشير إلى 1 عند مستوى معنوية 0.05.
- 2 - اختبار الحد الأقصى للجذر الكامن يُشير إلى 1 تكامل مشترك عند مستوى 0.05.

هذين الرقمين يساعدان في رفض فرضية العدم H_0 ونستنتج بأن السلسلة متكاملة.

Var: UNTITLED Workfile: CHAPTER 10 DATA SET::Untitled\

View Proc Object Print Name Freeze Estimate Forecast Stats Impulse Resids

VAR Lag Order Selection Criteria
 Endogenous variables: TB3 TB6
 Exogenous variables: C
 Date: 04/28/20 Time: 22:46
 Sample: 1981M01 2010M01
 Included observations: 341

Lag	LogL	LR	FPE	AIC	SC	HQ
0	-720.4864	NA	0.237332	4.237457	4.259931	4.246411
1	190.2517	1805.452	0.001163	-1.080655	-1.013232	-1.053793
2	236.4522	91.04605	0.000908	-1.328165	-1.215793	-1.283395
3	248.8227	24.23320	0.000865	-1.377259	-1.219939*	-1.314580*
4	251.2035	4.635874	0.000873	-1.367762	-1.165493	-1.287175
5	254.3717	6.132116	0.000877	-1.362884	-1.115666	-1.264389
6	262.2958	15.24384	0.000857	-1.385899	-1.093732	-1.269495
7	270.0300	14.78811	0.000839	-1.407801	-1.070685	-1.273489
8	277.8062	14.77703*	0.000821*	-1.429948*	-1.047884	-1.277728

* indicates lag order selected by the criterion
 LR: sequential modified LR test statistic (each test at 5% level)
 FPE: Final prediction error
 AIC: Akaike information criterion
 SC: Schwarz information criterion
 HQ: Hannan-Quinn information criterion

الشكل 10.10: مخرجات نموذج VAR

EViews - [Var: UNTITLED Workfile: CHAPTER 10 DATA SET::Untitled\]

File Edit Object View Proc Quick Options Add-ins Window Help

View Proc Object Print Name Freeze

VAR Lag Order Selection Criteria
 Endogenous variables: TB3 TB6
 Exogenous variables: C
 Date: 04/28/20 Time: 22:46
 Sample: 1981M01 2010M01
 Included observations: 341

Lag	LogL	LR
0	-720.4864	NA
1	190.2517	1805.452
2	236.4522	91.04605
3	248.8227	24.23320
4	251.2035	4.635874
5	254.3717	6.132116
6	262.2958	15.24384
7	270.0300	14.78811
8	277.8062	14.77703*

* indicates lag order selected by the criterion
 LR: sequential modified LR test statistic (each test at 5% level)
 FPE: Final prediction error
 AIC: Akaike information criterion
 SC: Schwarz information criterion
 HQ: Hannan-Quinn information criterion

الشكل 10.11: اختبار التكامل المشترك لـ جنسن في EViews

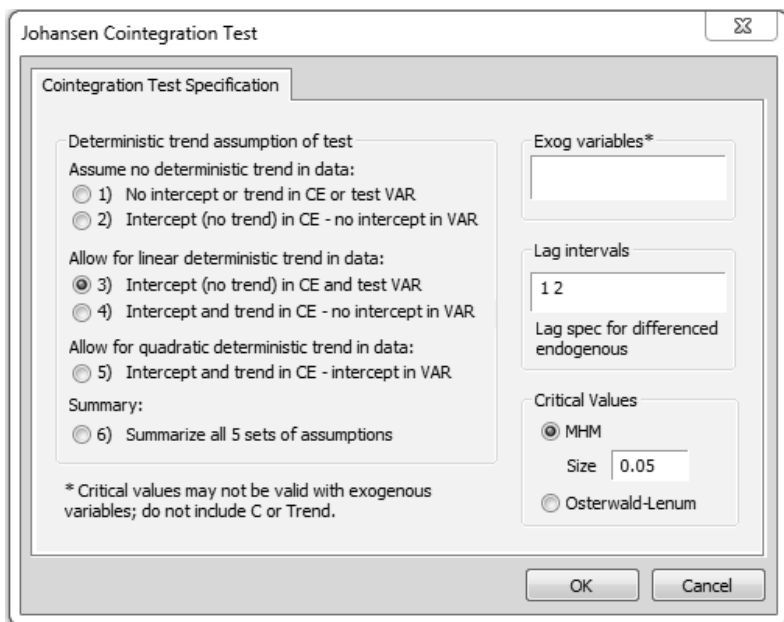
بما أن السلسلة متكاملة يمكننا الآن حساب نموذج VECM.

الخطوة الرابعة: نموذج VECM

بما أن المتغيرات متكاملة سوف نقوم بتقدير نموذج VAR المقيد كما أشرنا سابقاً.



الشكل 10.12: قائمة بالسلاسل

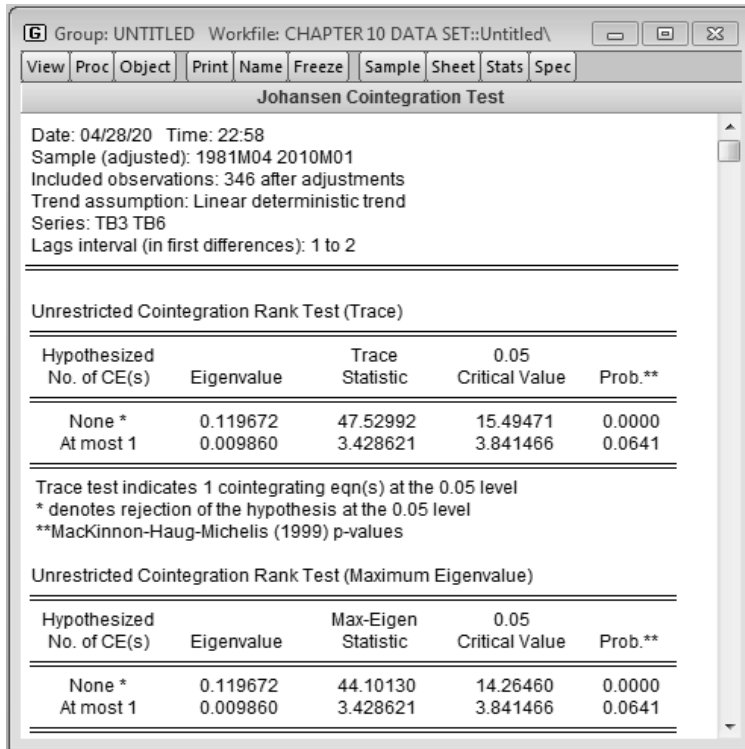


الشكل 10.13: تحديد اختبار التكامل

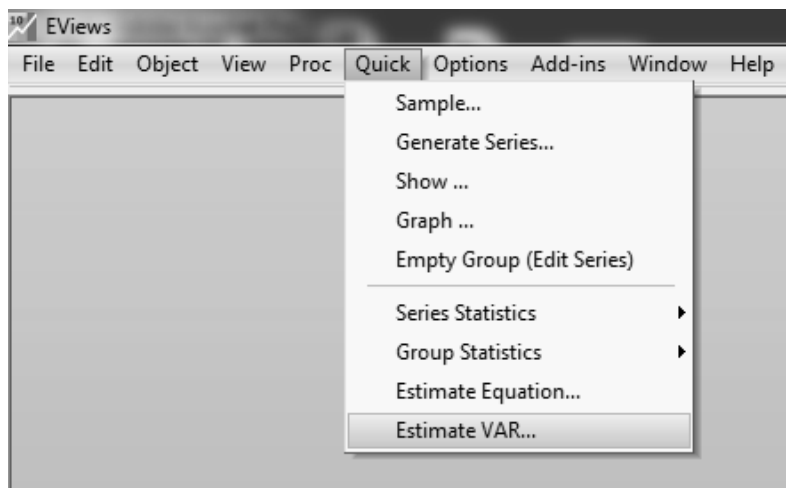
أنقر على Quick > Estimate VAR كما هو مبين في الشكل 15.10.

في الخيار VAR type كما هو في الشكل 16.10 اختر Vector Error Correction لأن السلسلة كانت متكاملة، وفي الخيار Endogenous Variables قم بطباعة أسماء متغيرات النموذج وفي هذه الحالة TB3 و TB6 (لا تستخدم الفرق الأول للمتغيرات لأن الفرق الأول للمتغيرات سوف يتم استخدامه تلقائياً من قبل EViews)، يمكنك تغيير عدد فترات التباطؤ من الخيار Lag Intervals ثم أنقر OK للحصول على مخرجات الشكل 17.10.

مخرجات الشكل 17.10 وضعت المتغيرات التابعة في صف والمتغيرات المستقلة في عمود، كل متغير مستقل له ثلاثة أرقام، الرقم الأول هو معامل المتغير المستقل، والرقم الثاني داخل أقواس صغير هو الخطأ المعياري للمعامل، والرقم الثالث داخل أقواس أكبر هو إحصائية t .



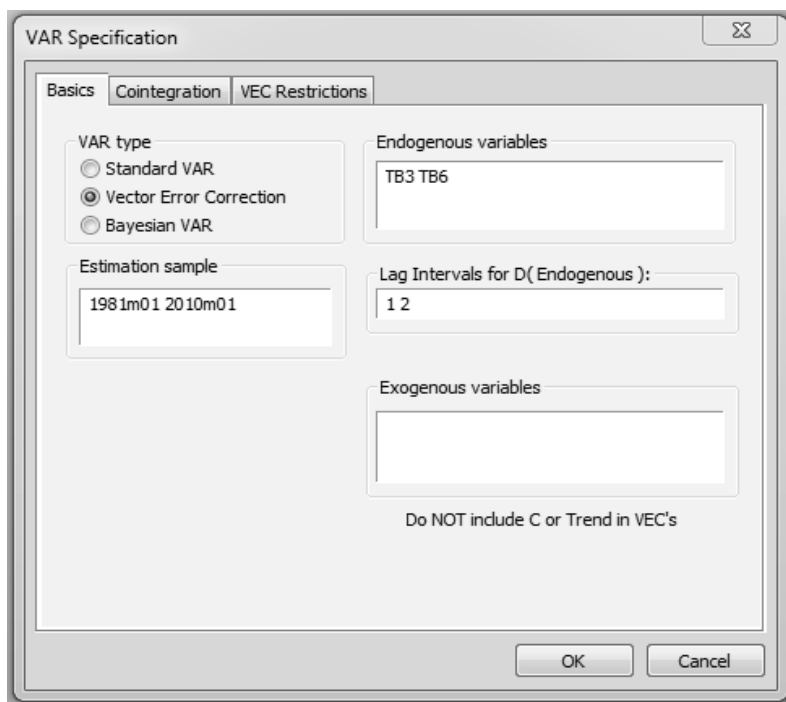
الشكل 10.14: مخرجات التكامل المشترك لـ جنسن



الشكل 10.15: تقدير VAR

للحصول على قيمة p -value لكل معامل يجب اتباع الخطوات التالية:

انقر على Proc > Make System > Order by Variable كما هو معروض في الشكل 10.18.



الشكل 10.16: تحديد VAR : ارتباط خطأ الاتجاه

سوف تحصل على مخرجات كما في الشكل 19.10:

هذه المخرجات والتي تُعرف باسم معادلة النظام تعطي 12 معامل نظام، و 6 معاملات لكل معادلة (تتضمن التقاطعات) وأسماءها هي: $C(1)$ ، $C(2)$ ، $C(3)$ وهكذا يتم استخدام المعاملات.

ولحساب قيم p-values لكل هذه المعاملات يجب اتباع الخطوات التالية:

أذهب إلى Estimate ومن قائمة Estimation Methods اختر Ordinary Least Squares كما هو موضح في الشكل 20.10 ثم انقر OK.

سوف تحصل على مخرجات كما في الشكل 21.10 والتي تعطي قيم p-values لكل المعاملات.

ومن المعادلتين التي تم عرضهما في النصف الثاني لهذه المخرجات يمكننا تحديد أي معامل يخص كل متغير.

نبدأ بقراءة هاتين المعادلتين من النهاية إلى البداية، فالمعاملات $C(6)$ و $C(12)$ هما قيم التقاطع لهاتين المعادلتين على التوالي.

الخطوة الخامسة: اختبار المعاملات

يجب علينا إجراء اختبار فرضية لكل معامل، فهذا سوف يعطينا فكرة على المتغير الذي أثر في المتغير التابع في كل نموذج والمتغير الذي لم يكن له تأثير.

للتأكد بأن هناك علاقة طويلة الأجل بين TB3 و TB6 في النموذج الأول وعلاقة مشابهة بين TB3 و TB6 في النموذج الثاني سوف نقوم بإجراء اختبار فرضيات للمعاملات $C(1)$ و $C(2)$ وهذين المعاملين هما معاملين ECMt-1 في النموذج الأول والثاني على التوالي.

View	Proc	Object	Print	Name	Freeze	Estimate	Forecast	St
------	------	--------	-------	------	--------	----------	----------	----

Vector Error Correction Estimates

Date: 04/29/20 Time: 00:44

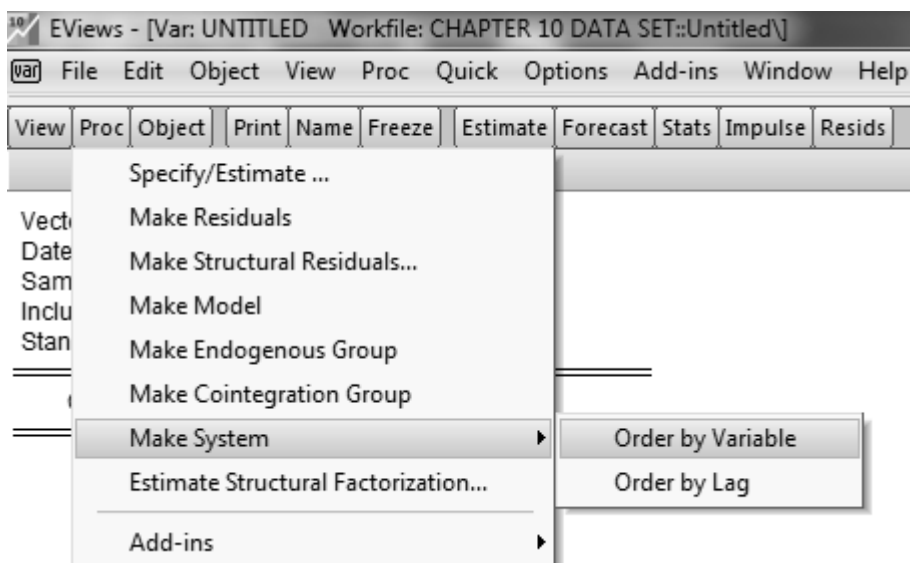
Sample (adjusted): 1981M04 2010M01

Included observations: 346 after adjustments

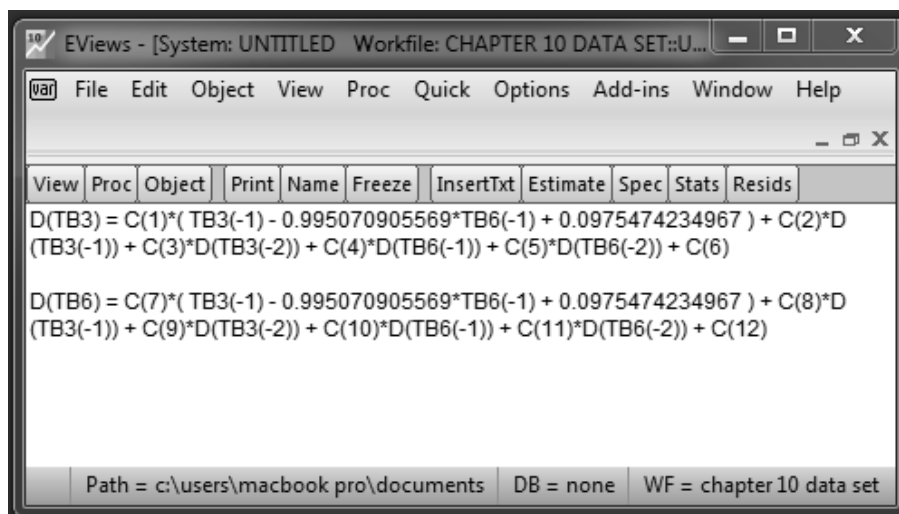
Standard errors in () & t-statistics in []

Cointegrating Eq:	CointEq1	
TB3(-1)	1.000000	
TB6(-1)	-0.995071 (0.00890) [-111.833]	
C	0.097547	
Error Correction:	D(TB3)	D(TB6)
CointEq1	-0.190257 (0.10708) [-1.77675]	0.030356 (0.09931) [0.30567]
D(TB3(-1))	-0.082287 (0.16318) [-0.50427]	-0.275544 (0.15134) [-1.82069]
D(TB3(-2))	0.251895 (0.16458) [1.53056]	0.342563 (0.15263) [2.24433]
D(TB6(-1))	0.455678 (0.17668) [2.57905]	0.596660 (0.16386) [3.64121]
D(TB6(-2))	-0.452403 (0.17875) [-2.53093]	-0.467722 (0.16578) [-2.82136]
C	-0.030980 (0.01953) [-1.58621]	-0.028402 (0.01811) [-1.56797]

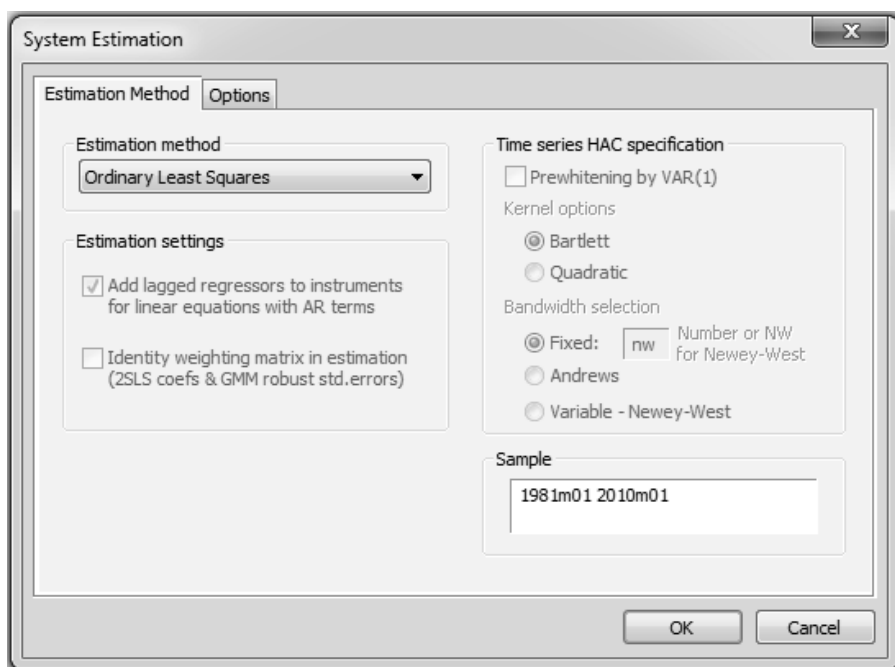
الشكل 10.17: تقديرات تصحيح خطأ الاتجاه



الشكل 10.18: خيار الترتيب حسب المتغير



الشكل 10.19: مخرجات الترتيب حسب المتغير



الشكل 10. 20: تقديرات النظام

اختبار المعامل $C(1)$ لـ ECM_{t-1} للنموذج الأول:

$$C(1) = 0 : H_0 - 1$$

$$C(1) \neq 0 : H_1 - 2$$

$$\alpha = 5\% \text{ أو } 0.05 - 3$$

$$t_{\beta 2} = \frac{\text{معامل } C(1) - C(1)}{S.E.C(1)} = \frac{-190257 - 0}{0.107082} = -1.776747 - 4$$

$$p\text{-value} = 0.0761 - 5$$

6 - قيمة p-value وهي 0.0761 أكبر من 0.05 ولذلك لا يمكننا رفض فرض H_0 عدم.

7 - هذا المعامل ليس ذو معنوية إحصائية، وهذا يعني عدم وجود علاقة طويلة الأجل بين TB3 و TB6.

اختبار $C(7)$ للمعامل ECM_{t-1} للنموذج الثاني:

$$C(7) = 0 : H_0 - 1$$

$$C(7) \neq 0 : H_1 - 2$$

$$0.05 \text{ أو } \alpha = 5\% - 3$$

$$t_{\beta 2} = \frac{\text{معامل } C(7) - C(7)}{S.E.C(7)} = \frac{0.030356 - 0}{0.099311} = 0.305669 - 4$$

System: UNTITLED Workfile: CHAPTER 10 DATA SET::Untitled\

ViewProcObjectPrintNameFreezeInsertTxtEstimateSpecStatsResids

System: UNTITLED
Estimation Method: Least Squares
Date: 04/30/20 Time: 01:57
Sample: 1981M04 2010M01
Included observations: 346
Total system (balanced) observations 692

	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C(1)	-0.190257	0.107082	-1.776747	0.0761
C(2)	-0.082287	0.163182	-0.504266	0.6142
C(3)	0.251895	0.164577	1.530559	0.1263
C(4)	0.455678	0.176684	2.579049	0.0101
C(5)	-0.452403	0.178750	-2.530926	0.0116
C(6)	-0.030980	0.019531	-1.586207	0.1132
C(7)	0.030356	0.099311	0.305669	0.7600
C(8)	-0.275544	0.151340	-1.820687	0.0691
C(9)	0.342563	0.152635	2.244331	0.0251
C(10)	0.596660	0.163863	3.641208	0.0003
C(11)	-0.467722	0.165779	-2.821356	0.0049
C(12)	-0.028402	0.018114	-1.567971	0.1174

Determinant residual covariance0.001287

Equation: $D(TB3) = C(1) * (TB3(-1) - 0.995070905569 * TB6(-1) + 0.0975474234967) + C(2) * D(TB3(-1)) + C(3) * D(TB3(-2)) + C(4) * D(TB6(-1)) + C(5) * D(TB6(-2)) + C(6)$

Observations: 346

R-squared	0.128282	Mean dependent var	-0.038439
Adjusted R-squared	0.115463	S.D. dependent var	0.382314
S.E. of regression	0.359566	Sum squared resid	43.95771
Durbin-Watson stat	1.909156		

$$P\text{-value} = 0.7600 - 5$$

6 - قيمة p-value وهي 0.7600 أكبر من 0.05 وبالتالي لا يمكننا رفض فرض عدم H_0 هذا الاختبار ليس ذو معنوية إحصائية.

7 - هذا المعامل ليس ذو معنوية إحصائية وهذا يعني أنه لا توجد علاقة طويلة الأجل بين TB3 و TB6.

المعاملات C(1) و C(7) هما آلية لتصحيح الخطأ (ECM_{t-1}) للمعادلة الأولى والثانية على التوالي، هذان المعاملان ليسا ذو معنوية إحصائية لأن قيمة p-value (0.0761 و 0.7600) كلاهما أكبر من 0.05، وهذه النتيجة تشير إلى أن العلاقة طويلة الأجل ليس موجودة بين TB3 و TB6.

إذا قمنا باختبار الفرضية لكل المعاملات واحد بواحد بنفس طريقة اختبار المعاملين السابقين فيمكننا تأكيد بأن C(4) و C(5) و C(9) و C(10) و C(11) ذات معنوية إحصائية وذلك لأن قيم p-value لهذه المعاملات هي 0.0101 و 0.0116 و 0.0251 و 0.003 و 0.0049 على التوالي وهي جميعاً أقل من 0.05.

بالنسبة للنموذج الأول:

1 - C(4) ذو معنوية إحصائية فإن (-1)DTB6 يؤثر في DTB3.

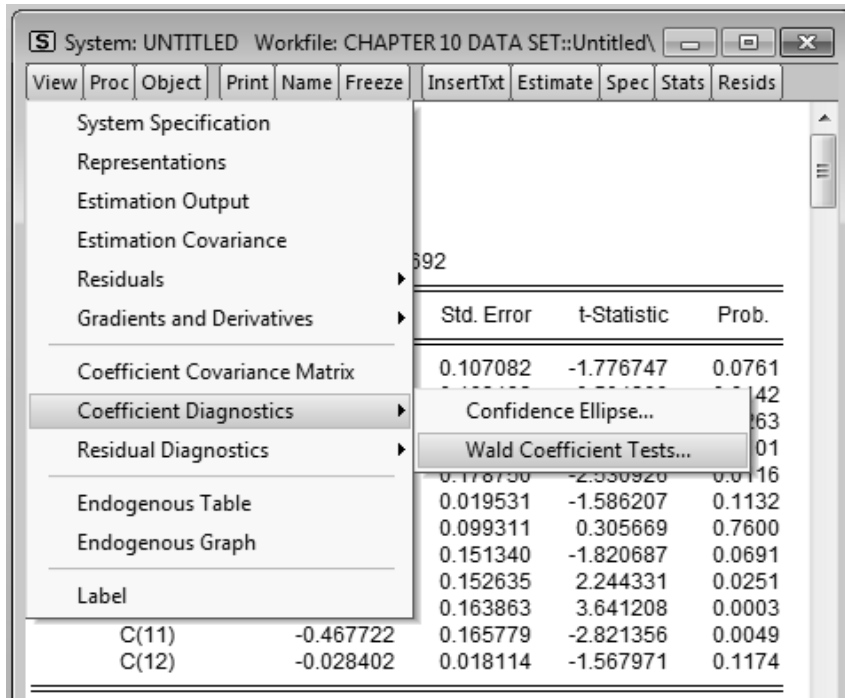
2 - C(5) ذو معنوية إحصائية فإن (-2)DTB يؤثر في DTB3.

وبالنسبة للنموذج الثاني:

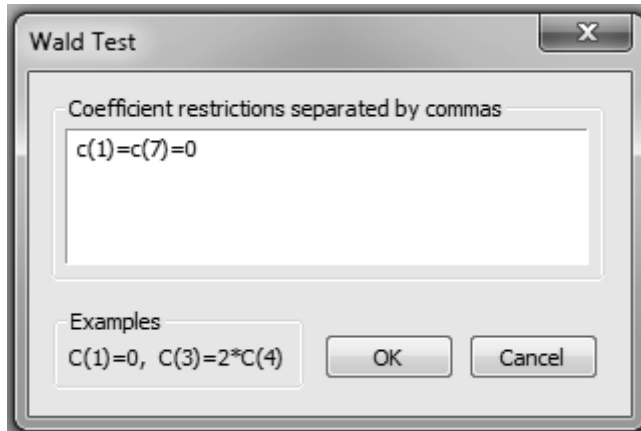
1 - C(9) ذو معنوية إحصائية فإن (-2)DTB3 يؤثر في DTB6.

2 - C(10) ذو معنوية إحصائية فإن (-1)DTB يؤثر في DTB6.

3 - C(11) ذو معنوية إحصائية فإن (-2)DTB يؤثر في DTB6.



الشكل 10. 22: معاملات الفحص



الشكل 10. 23: اختبار Wald

الخطوة السادسة: اختبار وولد Wald

بافتراض أننا نقوم بحساب اختبار المعنوية الإحصائية لكل من $C(1)$ و $C(7)$ معاً، لذلك سوف نتبع الخطوات التالية:

6 - اختبار المعاملات مجتمعة ليس ذو معنوية إحصائية.

الخطوة السابعة: اختبار البواقي - اختبار الارتباط الذاتي بورتمانتو

Portmanteau Autocorrelation Test

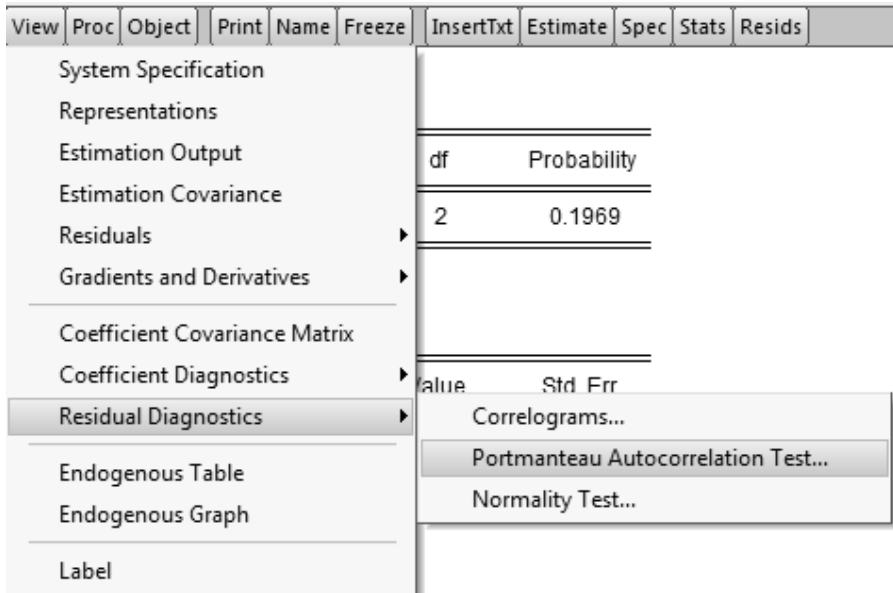
أنقر على View في نافذة مخرجات VECM وحدد القائمة View > Residual Diagnostics > Portmanteau Autocorrelation Test كما هو موضح في الشكل 25.10، بالنسبة لعدد فترات التباطؤ قم بطباعة الرقم 3 ثم انقر على OK للحصول على المخرجات كما في الشكل 26.10.

1 - H_0 : لا وجود لمشكلة الارتباط المتسلسل.

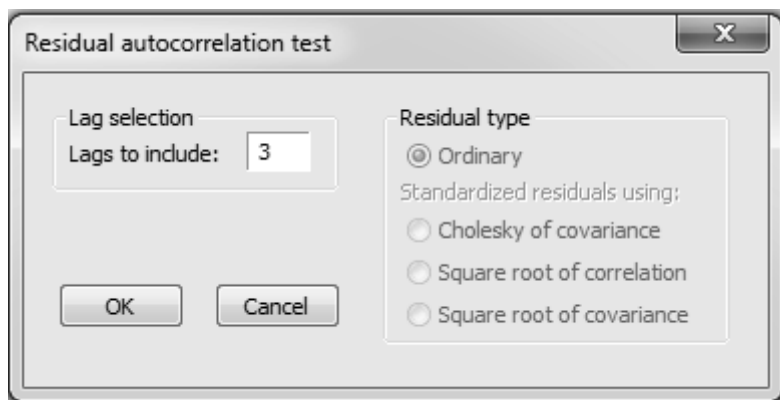
2 - H_1 : توجد مشكلة الارتباط الذاتي المتسلسل.

3 - $\alpha = 5\%$ أو 0.05

4 - بناءً على مخرجات الشكل 27.10 فإن قيمة p-value عند فترة تباطؤ واحدة تساوي 0.9746 وقيمة p-value عند فترة تباطؤ 2 تساوي 0.9514 وقيمة p-value عند فترة تباطؤ 3 تساوي 0.9821.



الشكل 25.10: فحص البواقي



الشكل 10.26: اختبار الارتباط الذاتي للبواقي

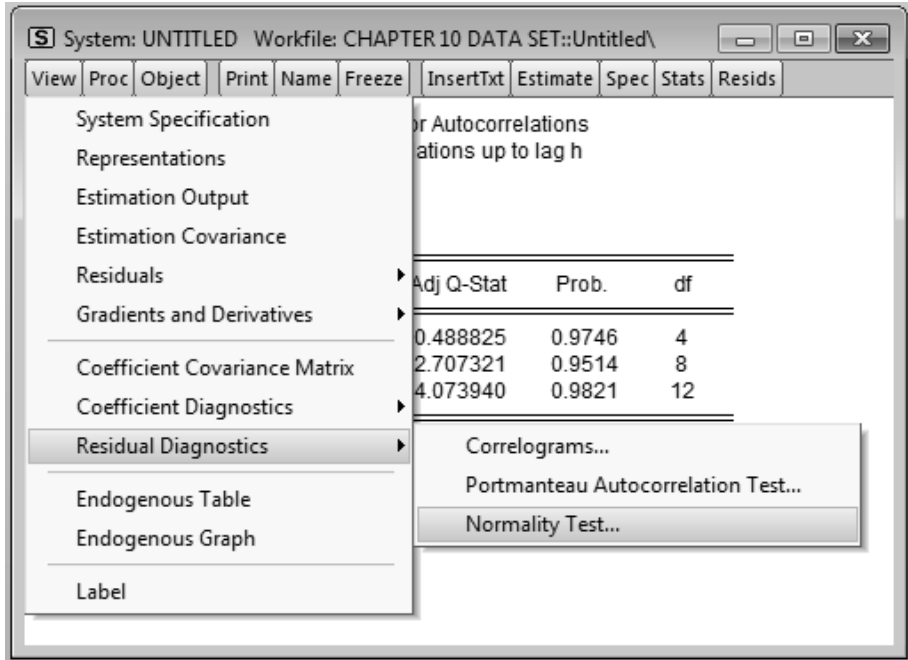
System: UNTITLED Workfile: CHAPTER 10 DATA SET::U... View Proc Object Print Name Freeze InsertTxt Estimate Spec Stats Resids

System Residual Portmanteau Tests for Autocorrelations
 Null Hypothesis: no residual autocorrelations up to lag h
 Date: 04/30/20 Time: 02:24
 Sample: 1981M04 2010M01
 Included observations: 346

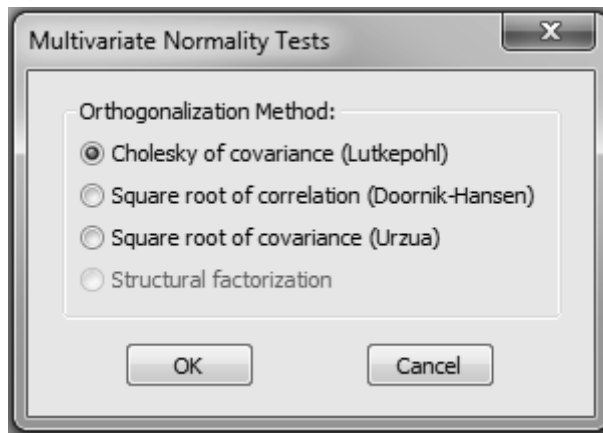
Lags	Q-Stat	Prob.	Adj Q-Stat	Prob.	df
1	0.487412	0.9747	0.488825	0.9746	4
2	2.693084	0.9521	2.707321	0.9514	8
3	4.047854	0.9826	4.073940	0.9821	12

*The test is valid only for lags larger than the System lag order.
 df is degrees of freedom for (approximate) chi-square distribution

الشكل 10.27: اختبار الارتباط المتسلسل للبواقي



الشكل 10. 28: فحص البواقي : اختبار التوزيع الطبيعي



الشكل 10. 29: اختبار التوزيع الطبيعي المتعدد

5 - كل قيم p-value أكبر من 0.05 وبالتالي لا يمكننا رفض فرض العدم H_0 والاختبار ليس ذو معنوية إحصائية.

6 - النتائج توضح بأنه لا يوجد هناك ارتباط ذاتي بين البواقي.

اختبار التوزيع الطبيعي

في نافذة مخرجات VECM انقر على View > Residual Diagnostics > Normality Test
كما هو معروض في الشكل 28.10 ثم اختر Cholesky of Covariance (Lutkepohl) كما
هو معروض في الشكل 10.29 ثم انقر OK للحصول على المخرجات كما في الشكل 30.10.

1 - H_0 : البواقي المتعددة تتوزع توزيع طبيعي.

2 - H_1 : البواقي المتعددة لا تتوزع توزيع طبيعي.

3 - $\alpha = 5\%$ أو 0.05

4 - قيمة p-values لمكونات اختبار جاركيبيرا Jarque-Bera Test تساوي 0.000.

System: UNTITLED Workfile: CHAPTER 10 DATA SET::Untitled\

View Proc Object Print Name Freeze InsertTxt Estimate Spec Stats Resids

System Residual Normality Tests
Orthogonalization: Cholesky (Lutkepohl)
Null Hypothesis: residuals are multivariate normal
Date: 04/30/20 Time: 02:33
Sample: 1981M04 2010M01
Included observations: 346

Component	Skewness	Chi-sq	df	Prob.
1	-1.360991	106.8158	1	0.0000
2	-0.087683	0.443360	1	0.5055
Joint		107.2592	2	0.0000

Component	Kurtosis	Chi-sq	df	Prob.
1	18.67092	3540.412	1	0.0000
2	7.453558	285.9427	1	0.0000
Joint		3826.355	2	0.0000

Component	Jarque-Bera	df	Prob.
1	3647.228	2	0.0000
2	286.3861	2	0.0000
Joint	3933.614	4	0.0000

الشكل 10.30: اختبار التوزيع الطبيعي للبواقي

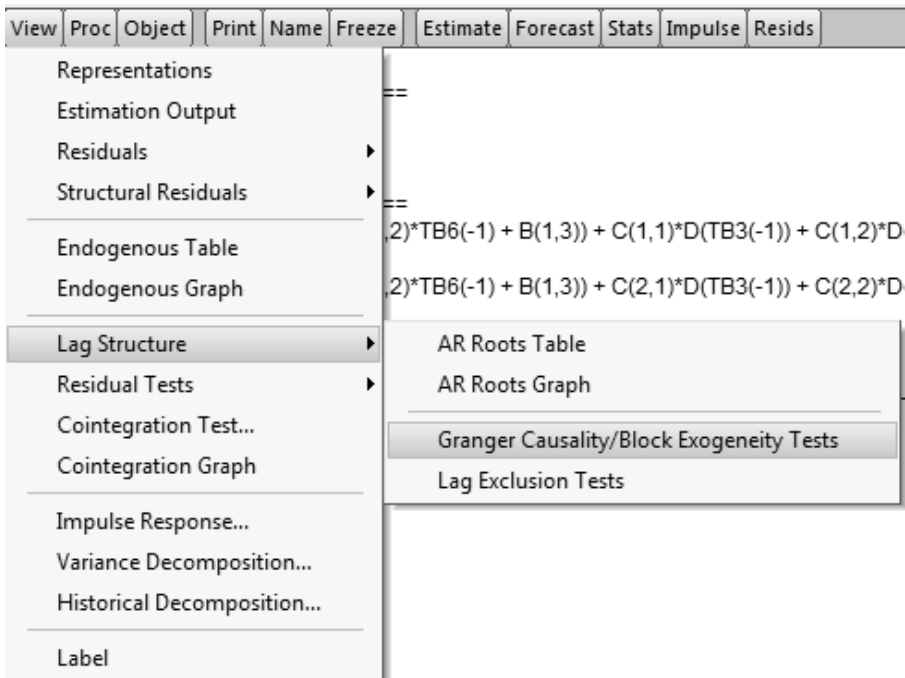
5 - بما أن قيم p-values أقل من 0.05 لذلك نرفض فرض العدم H_0 حيث أن هذا الاختبار ليس ذو معنوية إحصائية.

6 - النتائج توضح بأن البواقي المتعددة لا تتوزع توزيع طبيعي.

الاختبار الثامن: اختبار السببية لجرانجر Granger Causality Test

في نافذة مخرجات VECM انقر على View > Lag Structure > Granger Causality/Block Exogeneity Tests كما هو موضح في الشكل 31.10.

سوف تحصل على مخرجات في شكل جدولين كما في الشكل 32.10، جدول لكل نموذج.



الشكل 31.10: اختبار السببية لجرانجر

Var: UNTITLED Workfile: CHAPTER 10 DATA SET:...			
View	Proc	Object	Print Name Freeze Estimate Forecast Stats Impulse
VEC Granger Causality/Block Exogeneity Wald Tests			
Date: 04/30/20 Time: 02:51			
Sample: 1981M01 2010M01			
Included observations: 346			
Dependent variable: D(TB3)			
Excluded	Chi-sq	df	Prob.
D(TB6)	12.38549	2	0.0020
All	12.38549	2	0.0020
Dependent variable: D(TB6)			
Excluded	Chi-sq	df	Prob.
D(TB3)	8.224861	2	0.0164
All	8.224861	2	0.0164

الشكل 10. 32: مخرجات اختبار السببية لجرانجر

نتائج الجدول الأول:

احتمالات DTB6 جميعها أصغر من 0.05 وبالتالي يمكننا أن نقول بأن DTB6 وكل المتغيرات الأخرى للنموذج الأول لجرانجر تسببت في المتغير التابع DTB3.

نتائج الجدول الثاني:

احتمالات DTB3 وكل الاحتمالات الأخرى أقل من 0.05 لذلك يمكننا القول بأن DTB3 وكل المتغيرات الأخرى للنموذج الثاني لجرانجر تسببت في المتغير التابع DTB6.

الملحق 1.10 : اختبار وولد Wald Test

هذا الاختبار متوفي في EViews ويُستخدم لاختبار قيود المعلميات، وخصوصاً تلك القيود التي تم الحصول عليها من نماذج الانحدار، فعلى سبيل المثال إذا افترضنا بأنك ترغب في حساب تحليل الانحدار في نموذج به المتغير التابع هو سعر الشاي؛ وإذا افترضنا بأنك تفترض بأن سعر الشاي في الزمن t يعتمد على سعر القهوة في الزمن $t-1$ والزمن $t-2$ فإن النموذج الذي يفترض اختباره هو:

$$\text{سعر الشاي}_t = \alpha + \beta_1 \text{سعر القهوة}_{t-1} + \beta_2 \text{سعر القهوة}_{t-2}$$

إذا كنت تعتقد بأن، سعر القهوة عند الزمن $t-1$ والزمن $t-2$ لهما نفس التأثير على سعر الشاي عند الزمن t فهذا يعني أنك تريد اختبار قيود المعلمية $H_0: \beta_1 = \beta_2$ وهذا يكافئ $H_0: \beta_1 - \beta_2 = 0$ ، قيود المعلمية يمكن أن تأخذ أشكال متعددة وقد يكون لها أكثر من شكل، فعلى سبيل المثال يمكنك اختبار أن $\alpha = 0$ وأن $\beta_1 - \beta_2 = 0$ في المعادلة السابقة وهذا سوف يكون فرضية العدم، وفي هذه الحالة تُسمى الفرضية بالفرضية المركبة لأنها تتركب من أكثر من جزء، واختبار النموذج السابق يمكن من خلال اختبار وولد Wald test وما يتعلق به من إحصائية F .

أشير إلى هذا الاختبار لأنه قابل للتطبيق عندما تكون مهتماً بالتنبؤ في بحثك، وبالطبع فإن أغلب الباحثين يستخدم مقاييس كافية للتنبؤ عند استخدام الانحدار و ARIMA .. الخ، وهذه المقاييس مثل MAPE و RMSE، وعموماً فإن العديد من الباحثين لا يقومون باختبار الحيات في توقعاتهم وهي خاصية أرى أنها مهمة كأهمية MAPE المنخفض.

إذا كانت إحصائية ما متحيزة فهذا يعني أنها لا تقدر معالم المجتمع بكفاءة، وسوف يكون هناك خطأ ثابت في عملية التقدير، وهذا قد يؤدي إلى أن متوسط العينة هو مقدّر غير متحيز لمحتويات انحدار المجتمع، وعموماً مثل هذه القواعد المنطقية لا يتم تطبيقها دائماً، فعلى سبيل المثال تبين العينة يكون مقدّر متحيز لتباين المجتمع σ لأنه دائماً يقلل من شأن قيمة الأخير،

وفي الحقيقة فإن المقدّر غير المتحيز لتباين للمجتمع هو:

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{ns^2}{n-1}$$

والآن لنأخذ في الاعتبار توقعاتك عن \hat{Y}_t وقيم المشاهدات هي Y_t تم تسجيلها خلال الفترة الماضية، وبافتراض أن المتغير التابع Y_t مقابل \hat{Y}_t :

$$Y_t = \alpha + \beta \hat{Y}_t$$

الفرضية المركبة $H_0: \alpha = 0$ و $\beta = 1$ كافية لـ \hat{Y}_t ليكون مقدّر غير متحيز لـ Y_t لذا سوف تقوم بإجراء هذه الحسابات ببرنامج EViews كما يلي:

Quick

Estimate Equation

وأن شكل الانحدار سوف يكون $Y \text{ C } YHAT$ وإجراء ذلك فإن EViews سوف يرمز للمعامل α بالرمز C(1) والمعامل β بالرمز C(2)، وعند الحصول على النتائج انقر على أيقونة View ثم اختر

Coefficient test

Wald - Coefficient Restrictions

وفي مربع الحوار قم بطباعة $C(1) = 0, C(2) = 1$ (ملاحظة: الفاصلة يجب أن تفصل بين كل قيد) سوف تحصل على إحصائية F المتعلقة باختبار Wald ومستوى معنويتها، وسوف ترفض فرض العدم H_0 إذا كان مستوى المعنوية أقل من 0.05 لأن هذا الاختبار هو اختبار طرف واحد لذيل المنحنى، قبول فرضية العدم يُشير بأن التنبؤ محل التساؤل تم لمقدّرات غير متحيزة Y_t (ملاحظة: EViews يقوم بعرض إحصائية كاي تربيع المتعلقة باختبار Wald وهذه الإحصائية قد تعارض إحصائية F لذلك يجب على المستخدم أن يختار F لأنها أكثر حساسية لحجم العينة ودرجتا الحرية الخاصة بهذه الإحصائية تعتمد على حجم العينة).

وبالطبع فإنه يمكن تطبيق اختبار وولد Wald Test للتنبؤ باستخدام نماذج بشكل فردي أو جمع مجموعة من النماذج (طريقة المتوسط وطريقة تباين التغير).

تحليل بيانات البانل Panel Data Analysis

استخدمت نماذج الانحدار التي تمت مناقشتها إلى حد الآن إما بيانات مقطعية أو سلاسل زمنية. كل من هذه الأنواع من البيانات لديها سماتها الخاصة. في هذا الفصل، نناقش نماذج الانحدار لبيانات البانل والتي فيها نستخدم نفس مجموعة الكيانات (أفراد، شركات، ولايات، دول، وما شابه) عبر الزمن. هناك عدة مزايا لبيانات البانل والتي تميزها عن البيانات المقطعية الخالصة أو بيانات السلسلة الزمنية الخالصة. ومن هذه المميزات ما يلي:

1 - بما أن بيانات البانل تتعامل مع الأفراد، الشركات، الولايات، الدول، وغيرها عبر الزمن، فمن المؤكد أن يكون هناك عدم تجانس (heterogeneity) بين هذه الوحدات، والتي قد تكون غير قابلة للرصد في كثير من الأحيان. يمكن لتقنيات التقدير لبيانات البانل أن تأخذ عدم التجانس في الاعتبار من خلال السماح لمتغيرات محددة حسب وحدة المعاينة (subject-specific variables). المصطلح وحدة المعاينة (subject) أو المفردة يشمل الوحدات الصغيرة مثل الأفراد، الشركات، أو الدول.

2 - من خلال الجمع ما بين السلسلة الزمنية للمشاهدات المقطعية (بحيث أن لكل مشاهدة من البيانات المقطعية أكثر من نقطة زمنية)، تعطي بيانات البانل "بيانات تقدم معلومات إفادة وأكثر تنوعاً وأقل تداخلاً بين المتغيرات، ودرجات حرية أكثر والمزيد من الكفاءة".

3 - من خلال دراسة المشاهدات المقطعية لأكثر من نقطة زمنية، تكون بيانات البانل مناسبة بشكل أفضل لدراسة ديناميكيات التغير. على سبيل

المثال، يتم دراسة البطالة ودوران الوظائف ومدة البطالة، وحركة اليد العاملة بشكل أفضل مع بيانات البانل.

4 - يمكن لبيانات البانل اكتشاف وقياس التأثيرات التي لا يمكن ملاحظتها في البيانات المقطعية أو بيانات السلاسل زمنية البحتة. فمثلاً، يمكن دراسة آثار قوانين الحد الأدنى للأجور على العمالة والأرباح بشكل أفضل إذا تتبعنا موجات متتالية من الزيادات في الحد الأدنى للأجور الفيدرالية و/أو الحكومية.

5 - بعض الظواهر الاقتصادية مثل وفورات الحجم والتغير التكنولوجي يفضل دراستها من خلال بيانات البانل عن دراستها ببيانات سلسلة زمنية فقط أو بيانات مقطعية فقط.

تعرف بيانات البانل التي تحتوي على عدد مشاهدات زمنية متساوية لكل فرد "وحدة معانية" بأنها بانل متوازنة (balanced panel). إذا لم يكن الأمر كذلك، فإنها تسمى بانل غير متوازنة (unbalanced panel).

كذلك، تسمى بانل قصيرة (short panel) عندما يكون عدد الوحدات المقطعية أو الفردية N هي أكبر من عدد الفترات الزمنية T ، وتسمى بانل طويلة (long panel) إذا كانت T أكبر من N .

هناك خمسة خيارات لتقدير نموذج مع بيانات البانل:

1 - استخدام دوال سلاسل زمنية فردية (Individual time series functions) لتقدير النماذج بطريقة المربعات الصغرى الاعتيادية OLS.

2 - استخدام دوال مقطعية (Cross-sectional functions) لكل سنة لتقدير النماذج بطريقة المربعات الصغرى الاعتيادية OLS.

3 - دالة OLS المجمعة (Pooled OLS function): يمكننا تجميع كل المشاهدات، السلاسل الزمنية والمقطعية، وتقدير دالة "كبرى"، وإهمال الطبيعة المزدوجة لبيانات السلسلة الزمنية والبيانات المقطعية. ولكن مثل هذا التجميع يفترض أن معاملات الدالة ستبقى ثابتة خلال الزمن وعبر القطاعات

المتداخلة. إن تقدير OLS المجمع يعرف أيضاً باسم نموذج المعامل الثابت، لأننا نفترض أن المعاملات عبر الزمن وعبر القطاعات تظل هي نفسها.

4 - نموذج المربعات الصغرى ذات التأثيرات الثابتة للمتغيرات الوهمية

Fixed Effects Least-squares Dummy Variable Model (LSDV):

كما هو الحال في الخيار السابق (3)، نقوم بجمع كل المشاهدات ولكن نسمح لكل فرد أن يكون له قاطع فردي وهمي. الاختلاف هنا هو المقدر الداخلي (within estimator)، والذي سنشرحه لاحقاً.

5 - نموذج التأثيرات العشوائية Random Effects Model:

بدلاً من السماح لكل فرد أن يكون له قيمة قاطع (ثابت) خاص به كما هو الحال في نموذج LSDV، نقوم بافتراض أن قيم القاطع للأفراد هي مسحوبات عشوائية من مجموعة أكبر من مجتمع الأفراد.

سنقوم بمناقشة الخيارات 3، 4، و5 على التوالي. قبل أن نبدأ بتطبيق هذه الخيارات نحن بحاجة للنظر في نقطتين:

1 - هل متغيرات بيانات البانل مستقرة أم لا؟

2 - هل هي متكاملة؟

1.11 طريقة استقرار البانل Panel Stationary Approach:

لدينا اثنان من بيانات البانل في هذا المثال. نقوم بدايةً بتحويل البيانات إلى اللوغاريتم الاعتيادي (log) أو الطبيعي (ln) عن طريق استخدام إحدى الطرق التالية أدناه:

ملاحظة: سوف نعامل البيانات في شكلها اللوغاريتمي على أساس أنها البيانات الأصلية

لتحويل البيانات إلى صيغة اللوغاريتم الاعتيادي:

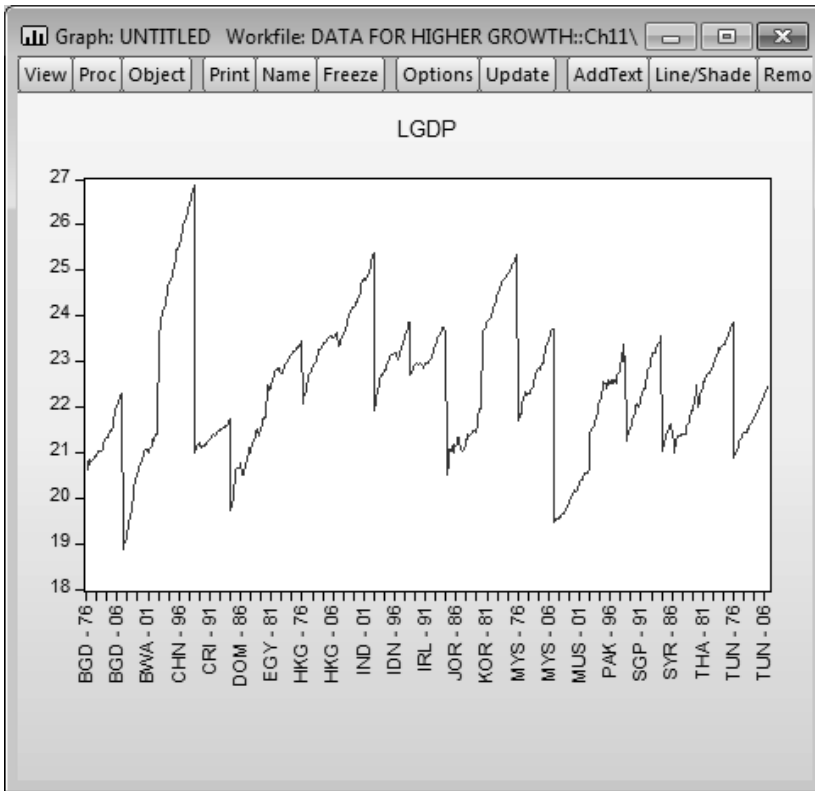
اذهب إلى Quick-Generate Series ثم اكتب $\text{LGDP} = \text{Log}(\text{GDP})$ ثم انقر OK.

اذهب إلى Quick-Generate Series ثم اكتب $\text{LGEX} = \text{Log}(\text{GEX})$ ثم انقر OK.

لتحويل البيانات إلى صيغة اللوغاريتم الطبيعي:

اذهب إلى Quick-Generate Series ثم اكتب $\text{LGDP} = @\text{Log}(\text{GDP})$ ثم انقر OK.

اذهب إلى Quick-Generate Series ثم اكتب $\text{LGEX} = @\text{Log}(\text{GEX})$ ثم انقر OK.



شكل 11.1 تمثيل بياني لسلسلة LGDP

1.1.11 بيانات البائل لـ LGDP

يعرض الشكل 1.11 الرسم البياني لسلسلة LGDP، ولغرض التأكد من استقرار بيانات البائل، نقوم بإجراء اختبار جذر الوحدة وكما يلي:

افتح بيانات LGDP، ثم من View قم باختيار Unit Root Test، ثم انقر OK.

الاختبار:

1 - H_0 : بيانات البائل لـ LGDP لها جذر وحدة.

2 - H_1 : بيانات البانل لـ LGDP مستقرة، ليس لها جذر وحدة.

3 - $\alpha = 5\%$ أو 0.05

من النتائج الموضحة في الشكل 2.11، نجد أن إحصائيات الاختبار الأربعة تساوي (-1.67631)، (3.64252)، (24.5320)، و (35.8464).

4 - مستوى الدلالة الإحصائية لاحتمال p-values لاختبار إحصائيات الاختبار تساوي (0.0468)، (0.9999)، (0.9553)، و (0.5694).

5 - نجد أن أغلب قيم الاحتمال p-values هي أكبر من 0.05، باستثناء القيمة الأولى فقط حيث هي أقل من 0.05، وبناءً على ذلك لا يمكننا رفض فرض العدم. الاختبار غير معنوي إحصائياً.

6 - نستنتج أن بيانات البانل لـ LGDP غير مستقرة.

☒ Series: LGDP Workfile: DATA FOR HIGHER GROWTH::Ch...

ViewProcObjectPropertiesPrintNameFreezeSampleGenrSheetGraph

Panel Unit Root Test on LGDP

Panel unit root test: Summary

Series: LGDP

Date: 04/24/20 Time: 00:51

Sample: 1976 2010

Exogenous variables: Individual effects

User-specified lags: 1

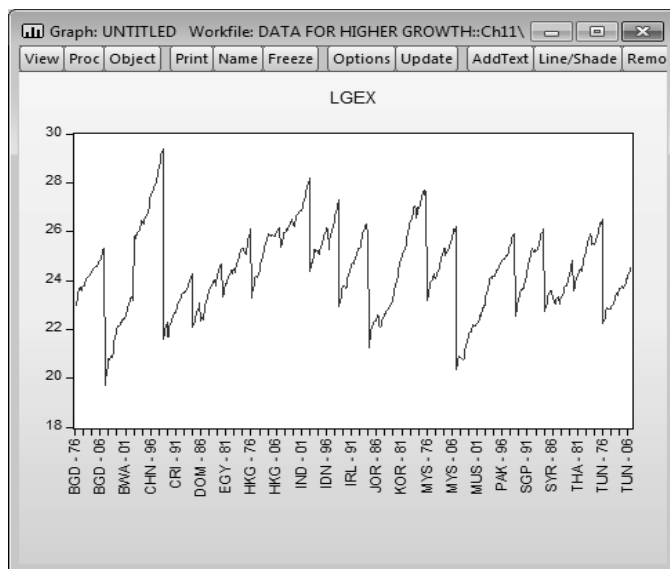
Newey-West automatic bandwidth selection and Bartlett kernel

Balanced observations for each test

Method	Statistic	Prob.**	Cross-sections	Obs
Null: Unit root (assumes common unit root process)				
Levin, Lin & Chu t*	-1.67631	0.0468	19	627
Null: Unit root (assumes individual unit root process)				
Im, Pesaran and Shin W-stat	3.64252	0.9999	19	627
ADF - Fisher Chi-square	24.5320	0.9553	19	627
PP - Fisher Chi-square	35.8464	0.5694	19	646

** Probabilities for Fisher tests are computed using an asymptotic Chi-square distribution. All other tests assume asymptotic normality.

شكل 2.11 اختبار جذر الوحدة على بيانات LGDP



شكل 3.11 تمثيل بياني لسلسلة LGEX

2.1.11 بيانات البانل لـ LGEX

يعرض الشكل 3.11 الرسم البياني لبيانات LGEX، والتي تبدو بأنها مستقرة، ولكن لغرض التأكد من استقرار بيانات البانل لـ LGEX من عدمه، نقوم بإجراء اختبار جذر الوحدة وكما يلي:

Panel Unit Root Test on LGEX				
Panel unit root test: Summary				
Series: LGEX				
Date: 04/24/20 Time: 00:52				
Sample: 1976 2010				
Exogenous variables: Individual effects				
User-specified lags: 1				
Newey-West automatic bandwidth selection and Bartlett kernel				
Balanced observations for each test				
Method	Statistic	Prob.**	Cross-sections	Obs
Null: Unit root (assumes common unit root process)				
Levin, Lin & Chu t*	-0.33934	0.3672	19	627
Null: Unit root (assumes individual unit root process)				
Im, Pesaran and Shin W-stat	4.86434	1.0000	19	627
ADF - Fisher Chi-square	10.5711	1.0000	19	627
PP - Fisher Chi-square	19.0235	0.9957	19	646
** Probabilities for Fisher tests are computed using an asymptotic Chi-square distribution. All other tests assume asymptotic normality.				

شكل 4.11 اختبار جذر الوحدة على بيانات LGEX

افتح بيانات LGEX، ثم من View قم باختيار Unit Root Test، ثم انقر OK.

الاختبار:

1 - H_0 : بيانات البانل LGEX لها جذر وحدة.

2 - H_1 : بيانات البانل لـ LGEX مستقرة.

3 - $\alpha = 5\%$ أو 0.05

من النتائج الموضحة في الشكل 2.11، نجد أن إحصائيات الاختبار الأربعة تساوي (-0.33934) ، (4.86434) ، (10.5711) ، و (19.0235) .

4 - مستوى الدلالة الإحصائية للاحتمال p-values لإحصائيات الاختبار تساوي (0.3672) ، (1.0000) ، (1.0000) ، و (0.9957) .

5 - نجد أن كل قيم الاحتمال p-values هي أكبر من 0.05 ، وبناءً على ذلك لا يمكننا رفض فرض العدم. الاختبار غير معنوي إحصائياً.

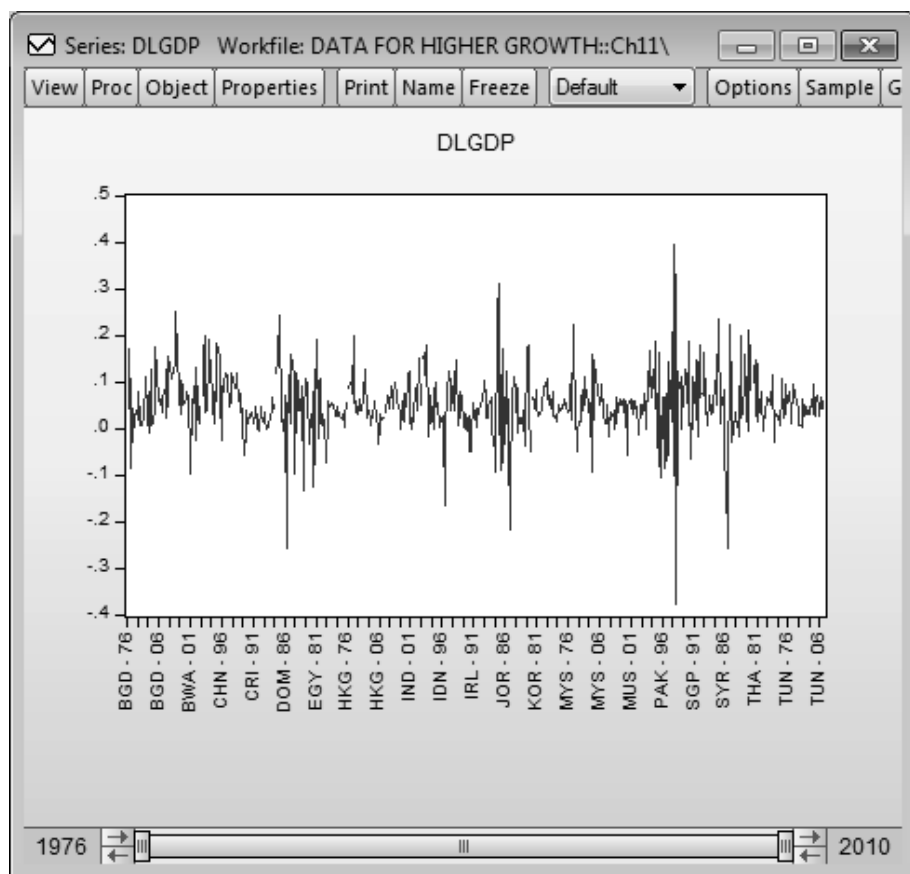
6 - نستنتج أن بيانات البانل لـ LGEX غير مستقرة.

3.1.11 الفروق الأولى للبيانات The First Difference of the Data

للحصول على الفروق الأولى لبيانات البانل للمتغيرين، نتبع الخطوات التالية:

اذهب إلى Quick-Generate Series ثم اكتب $DLGDP = LGDP - LGDP(-1)$ ثم انقر OK.

اذهب إلى Quick-Generate Series ثم اكتب $DLGEX = LGEX - LGEX(-1)$ ثم انقر OK.



شكل 5.11 تمثيل بياني لـ DLGDP

4.1.11 بيانات البانل لـ DLGDP

يعرض الشكل 11.5 الرسم البياني لبيانات DLGDP، والتي تبدو بأنها مستقرة، حيث أن خط السلسلة يقطع الخط الصفري لمرات عديدة. ولكن لغرض التأكد من استقرار بيانات البانل لـ DLGDP، نقوم بإجراء اختبار جذر الوحدة وكما يلي:

افتح بيانات DLGDP، ثم من View قم باختيار Unit Root Test، ثم انقر OK للحصول على الشكل 6.11

الاختبار:

- 1 - H_0 : بيانات البانل لـ DLGDP لها جذر وحدة.
- 2 - H_1 : بيانات البانل لـ DLGDP مستقرة.
- 3 - $\alpha = 5\%$ أو 0.05
- 4 - مستوى الدلالة الإحصائية للاحتمال p-values لإحصائيات الاختبار كلها تساوي (0.0000).
- 5 - الاحتمال $0.05 < 0.0000 = \text{Prob.}$ وهكذا نرفض فرضية العدم H_0 .
- 6 - نستنتج أن بيانات البانل لـ DLGDP هي مستقرة.

☒ Series: DLGDP Workfile: DATA FOR HIGHER GROWTH:...

View

Proc

Object

Properties

Print

Name

Freeze

Sample

Genr

Sheet

Graph

Panel Unit Root Test on DLGDP

Panel unit root test: Summary

Series: DLGDP

Date: 04/26/20 Time: 15:14

Sample: 1976 2010

Exogenous variables: Individual effects

User-specified lags: 1

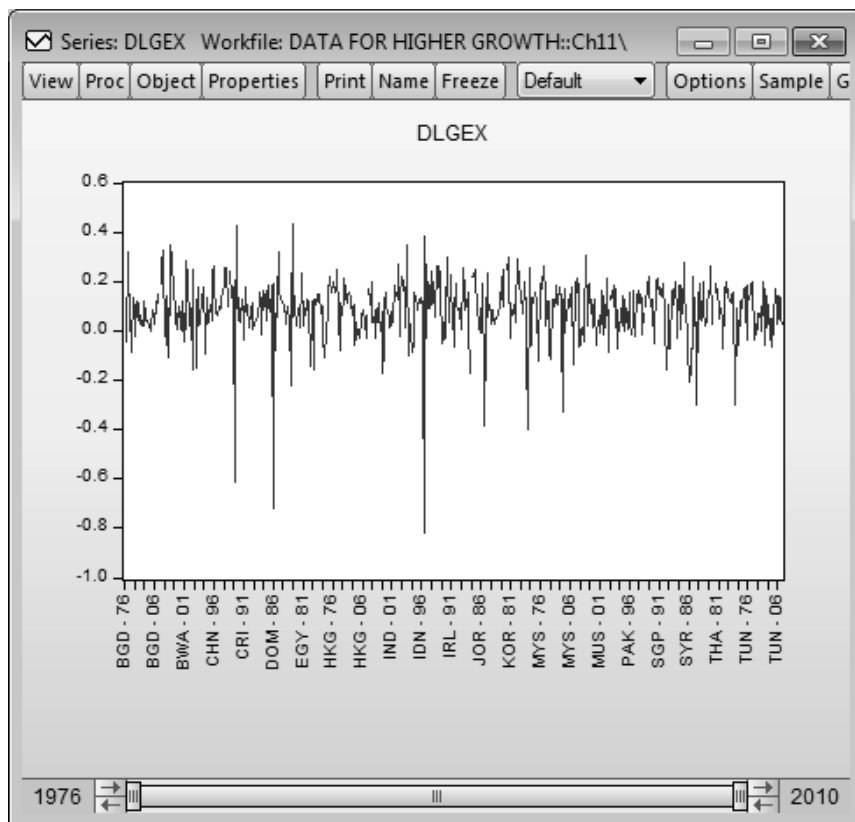
Newey-West automatic bandwidth selection and Bartlett kernel

Balanced observations for each test

Method	Statistic	Prob.**	Cross-sections	Obs
Null: Unit root (assumes common unit root process)				
Levin, Lin & Chu t*	-6.61669	0.0000	19	608
Null: Unit root (assumes individual unit root process)				
Im, Pesaran and Shin W-stat	-8.00521	0.0000	19	608
ADF - Fisher Chi-square	136.808	0.0000	19	608
PP - Fisher Chi-square	293.287	0.0000	19	627

** Probabilities for Fisher tests are computed using an asymptotic Chi-square distribution. All other tests assume asymptotic normality.

شكل 6.11 اختبار جذر الوحدة لبانل DLGDP



شكل 7.11 بيانات DLGEX

5.1.11 بيانات البانل لـ DLGEX

يعرض الشكل 7.11 الرسم البياني لبيانات DLGEX، والتي تبدو بأنها مستقرة، حيث أن خط السلسلة يقطع الخط الصفري لمرات عديدة. ولكن لغرض التأكد من استقرار بيانات البانل لـ DLGEX، نقوم بإجراء اختبار جذر الوحدة وكما يلي:

افتح بيانات DLGEX، ثم من View قم باختيار Unit Root Test، ثم انقر OK للحصول على الشكل 8.11

Series: DLGEX Workfile: DATA FOR HIGHER GROWTH::C...

View Proc Object Properties Print Name Freeze Sample Genr Sheet Graph

Panel Unit Root Test on DLGEX

Panel unit root test: Summary
 Series: DLGEX
 Date: 04/26/20 Time: 15:41
 Sample: 1976 2010
 Exogenous variables: Individual effects
 User-specified lags: 1
 Newey-West automatic bandwidth selection and Bartlett kernel
 Balanced observations for each test

Method	Statistic	Prob.**	Cross-sections	Obs
<u>Null: Unit root (assumes common unit root process)</u>				
Levin, Lin & Chu t*	-9.17355	0.0000	19	608
<u>Null: Unit root (assumes individual unit root process)</u>				
Im, Pesaran and Shin W-stat	-10.8147	0.0000	19	608
ADF - Fisher Chi-square	189.969	0.0000	19	608
PP - Fisher Chi-square	266.794	0.0000	19	627

** Probabilities for Fisher tests are computed using an asymptotic Chi-square distribution. All other tests assume asymptotic normality.

شكل 8.11 اختبار جذر الوحدة لبانل DLGEX

الاختبار:

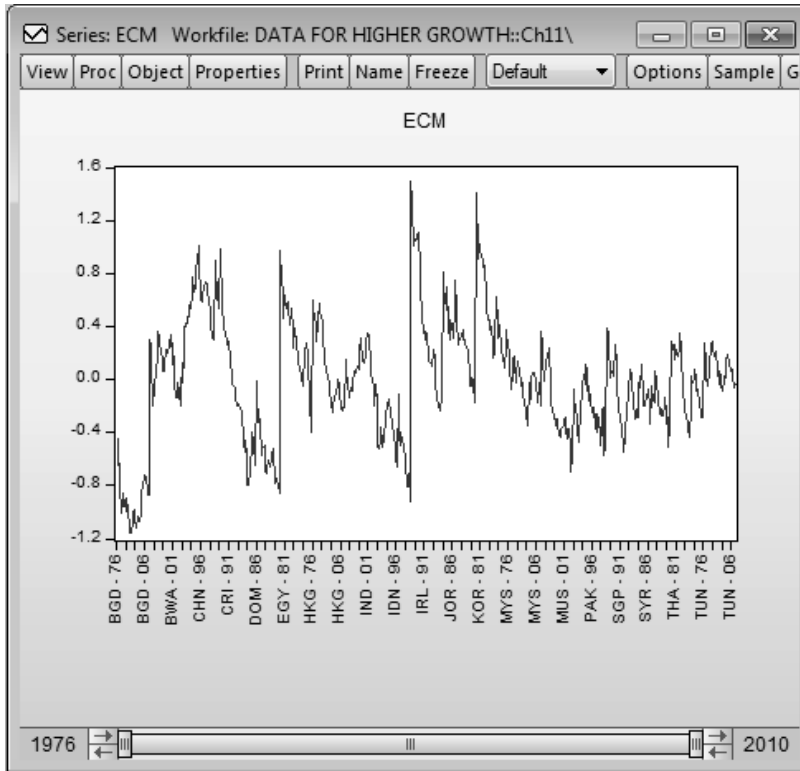
1 - H_0 : بيانات البانل DLGEX لها جذر وحدة.2 - H_1 : بيانات البانل لـ DLGDP مستقرة.3 - $\alpha = 5\%$ أو 0.05

من النتائج الموضحة في الشكل 2.11، نجد أن إحصائيات الاختبار تساوي (-9.17355)، (-10.8147)، (189.969)، و (266.794).

4 - مستوى الدلالة الإحصائية للاحتمال p-values لإحصائيات الاختبار كلها تساوي (0.0000).

5 - الاحتمال $0.05 > 0.0000 = \text{Prob.}$ ، ولذلك فإننا نرفض فرضية العدم H_0 .

6 - نستنتج أن بيانات البانل لـ DLGEX هي مستقرة.



شكل 10.11 التمثيل البياني للبواقي ECM

الاختبار:

1 - H_0 : البواقي ليست مستقرة. لها جذر وحدة

2 - H_1 : البواقي مستقرة.

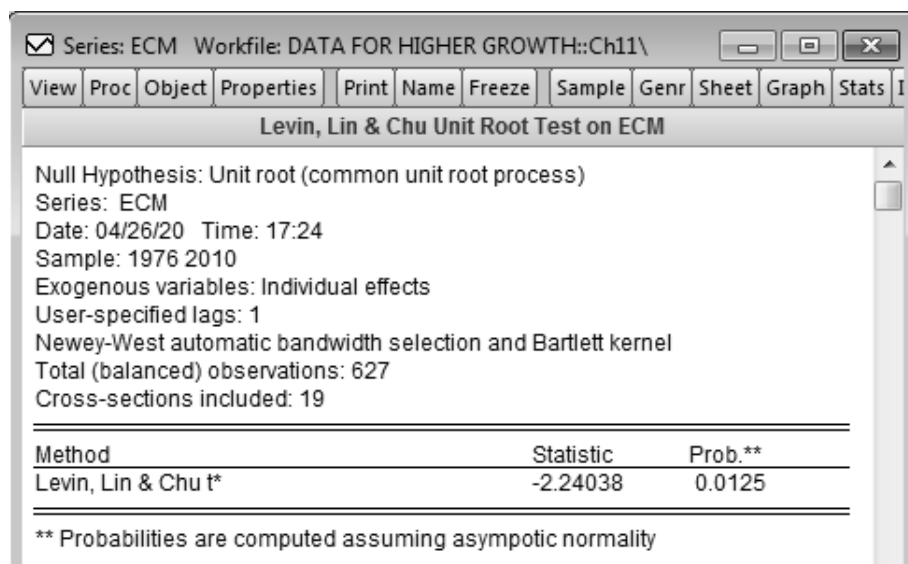
3 - $\alpha = 5\%$ أو 0.05

نقوم بإجراء ستة اختبارات لجذر الوحدة لنحصل على النتائج المبينة في الأشكال من (11.11 إلى 16.11)

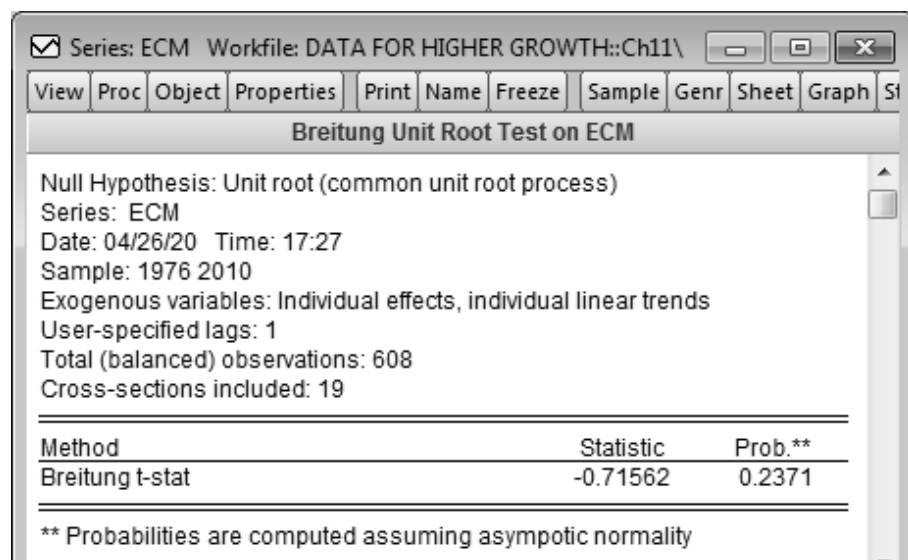
4 - مستوى الدلالة الإحصائية للاحتمال p-values أقل من 0.05 في أربعة اختبارات

5 - لأن أغلب الاحتمالات كانت أقل من 0.05 ($\text{Prob.} = 0.0000 < 0.05$)، نقوم برفض فرضية العدم H_0 .

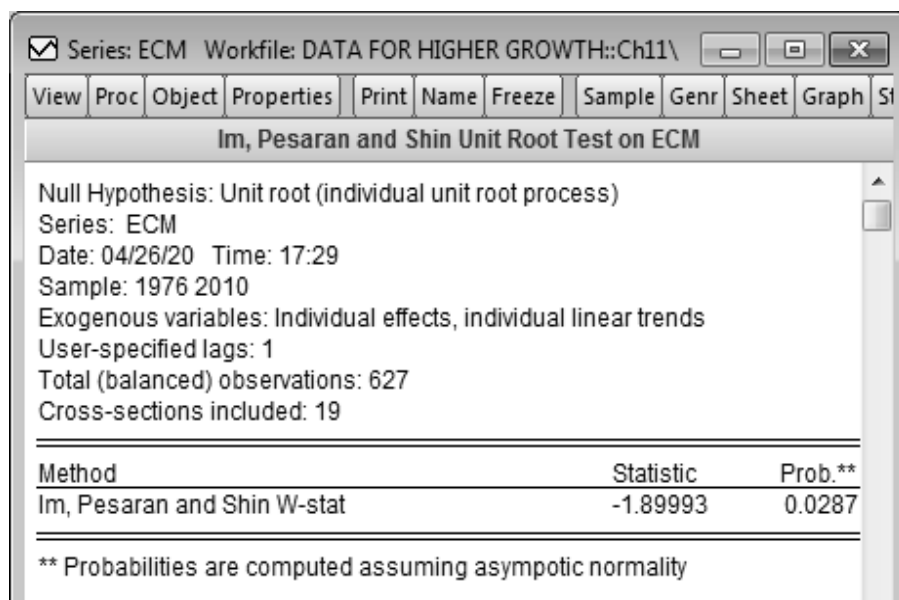
6 - نستنتج أن بيانات ECM ليس لها جذر وحدة وهي مستقرة. (الأشكال (11.11، 12.11، 13.11، 14.11، 15.11، 16.11).



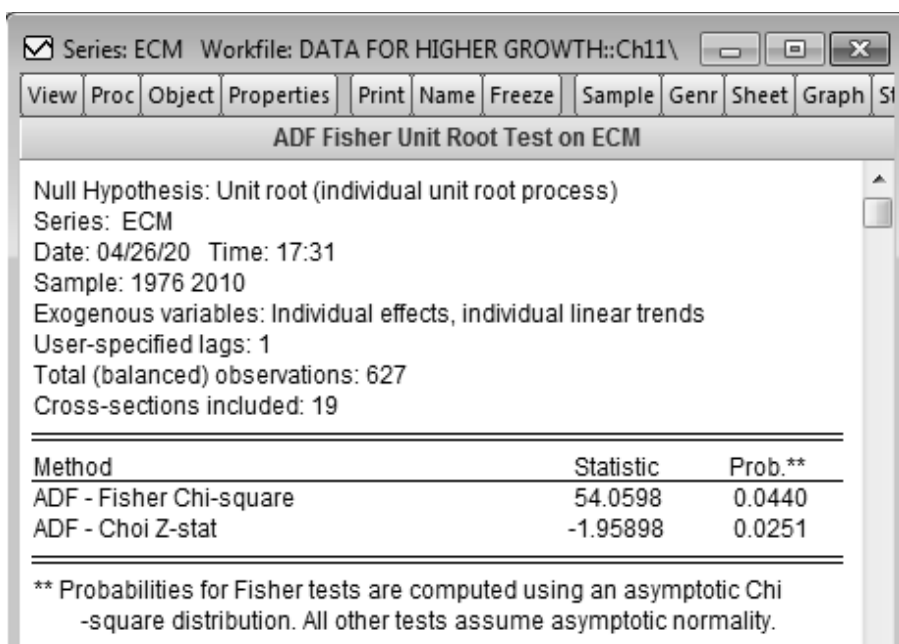
شكل 11.11 اختبار جذر الوحدة (Levin, Lin & Chu) على بيانات ECM



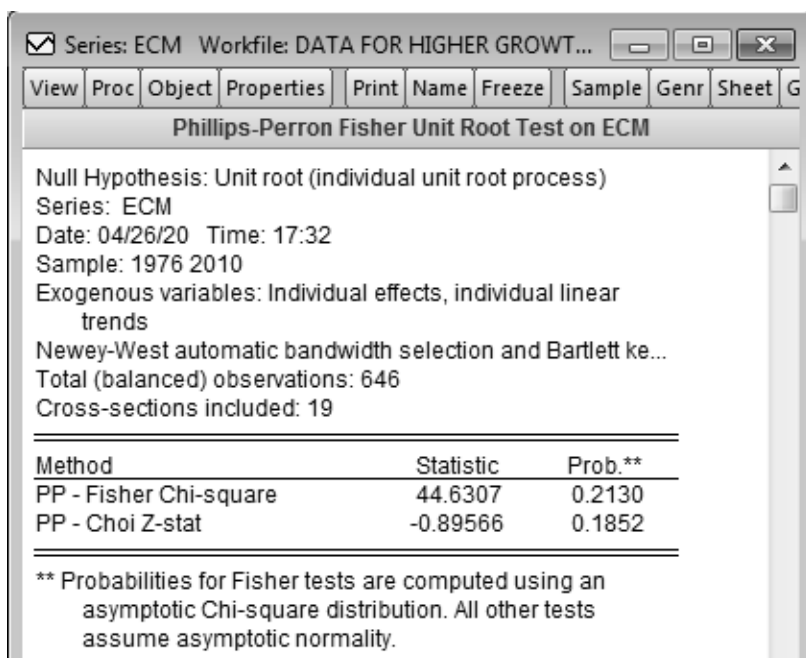
شكل 12.11 اختبار جذر الوحدة (The Breitung) على ECM



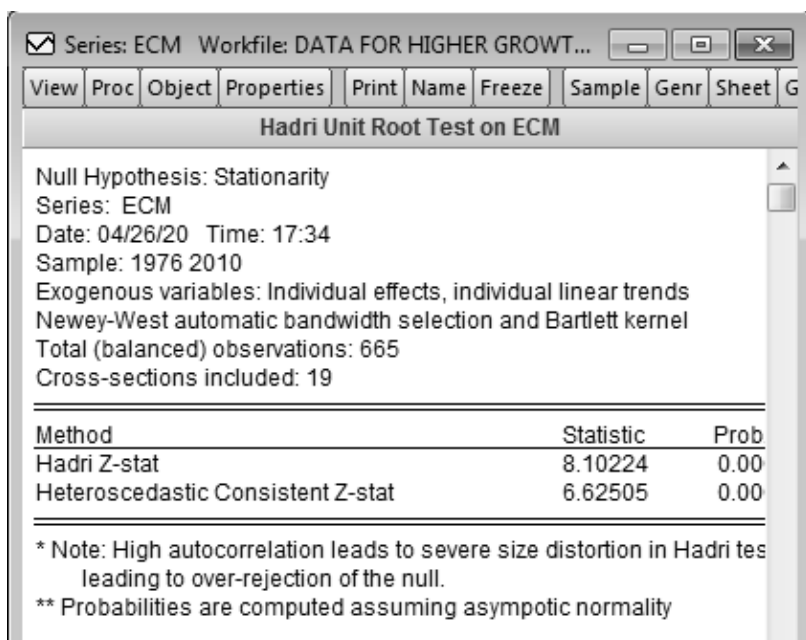
شكل 13.11 اختبار جذر الوحدة (The IM, Pesaran and Shin) على ECM



شكل 14.11 اختبار جذر الوحدة (ADF Fisher) على ECM



شكل 15.11 اختبار جذر الوحدة (The Phillips Perron Fisher) على ECM



شكل 16.11 اختبار جذر الوحدة (The Hadri) على ECM

2.11 نموذج بانل ECM

اختبار التكامل المشترك قد أظهر لنا أن البواقي هي مستقرة. هذا يدل على وجود علاقة طويلة الأجل ما بين متغيرات هذا النموذج. هذه النتائج تسمح لنا بإجراء انحدار لنموذج بانل ECM.

نستطيع الآن إجراء نماذج الانحدار لبيانات البانل لنموذج ECM وكما تمت مناقشته أعلاه، النموذج 3، 4، و5.

1.2.11 انحدار OLS المجمع (Pooled OLS regression):

افترض أن لدينا العلاقة التالية ما بين نمو الناتج المحلي الإجمالي GDP وحجم الانفاق الحكومي GEX (بعد أخذ اللوغاريتم لقيم المتغيرات):

$$LGDP_{it} = \beta_1 + \beta_2 LGEX_{it} + \varepsilon_{it}$$

بافتراض أن الانفاق الحكومي هو المحرك الرئيسي للنمو الاقتصادي وأن المتغيرات الأخرى ليست بذات الأهمية. لاحظ أننا وضعنا دليلين سفليين على المتغيرات: i تمثل وحدة المقطع العرضي، و t الزمن. كذلك، افترضنا أن حد الخطأ يفي بالافتراضات الكلاسيكية المعتادة.

نموذج ECM المراد تقديره يأخذ الصيغة التالية:

$$DLGDP_{it} = \beta_1 + \beta_2 DLGDP_{it-1} + \beta_3 DLGEX_{it} + \beta_4 DLGEX_{it-1} + \beta_5 ECM_{it-1} \varepsilon_{it}$$

إذا افترضنا أن جميع البيانات صحيح وباستخدام EViews، سنتحصل على النتائج أدناه:

اذهب إلى Quick واختر Estimate Equation ثم اكتب:




$$DLGDP \ C \ DLGDP(-1) \ DLGEX \ DLGEX(-1) \ ECM(-1)$$

ثم انقر OK، سنتحصل على النتائج في الشكل 17.11.

النتائج:

1 - إذا أجرينا اختبار للفروض لمعاملات النموذج واحدة بواحدة، سنجد من النتائج (الشكل 17.11) أن جميع المعاملات بما فيها حد التقاطع هي معنوية

إحصائياً (لأن قيمة خانة الاحتمال Prob. كانت أقل من 0.05)، ماعدا معلمة المتغير $DLGDP(-1)$ فقد كانت قيمة الاحتمال 0.2348 وهي أكبر من 0.05.

Equation: UNTITLED Workfile: DATA FOR HIGHER GRO...   

View	Proc	Object	Print	Name	Freeze	Estimate	Forecast	Stats	Resids
------	------	--------	-------	------	--------	----------	----------	-------	--------

Dependent Variable: DLGDP
Method: Panel Least Squares
Date: 04/28/20 Time: 02:38
Sample (adjusted): 1978 2010
Periods included: 33
Cross-sections included: 19
Total panel (balanced) observations: 627

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	0.030219	0.003752	8.054479	0.0000
DLGDP(-1)	0.046662	0.039238	1.189215	0.2348
DLGEX	0.126615	0.022578	5.607943	0.0000
DLGEX(-1)	0.089529	0.022823	3.922756	0.0001
ECM(-1)	-0.013294	0.005829	-2.280720	0.0229

R-squared	0.095810	Mean dependent var	0.050546
Adjusted R-squared	0.089996	S.D. dependent var	0.066775
S.E. of regression	0.063699	Akaike info criterion	-2.661354
Sum squared resid	2.523803	Schwarz criterion	-2.625939
Log likelihood	839.3343	Hannan-Quinn criter.	-2.647595
F-statistic	16.47719	Durbin-Watson stat	2.028725
Prob(F-statistic)	0.000000		

شكل 17.11 انحدار البائل OLS المجمع

- 2 - بما أن معلمة $ECM(-1)$ هي سالبة (-0.013294) وهي معنوية إحصائياً، فيمكن أن نستنتج أن هناك علاقة طويلة الأجل ما بين هذه المتغيرات.
- 3 - قيمة معمل التحديد R^2 للنموذج منخفضة (تساوي فقط 0.095810). أما إحصائية F الاحتمالية والتي تبين معنوية الكلية للنموذج، فهي معنوية إحصائياً.
- 4 - قيمة إحصائية Durbin-Watson أظهرت بأن النموذج لا يعاني من مشكلة الارتباط التسلسلي (2.028725).

2.2.11 نموذج المربعات الصغرى ذات التأثيرات الثابتة للمتغيرات الوهمية (LSDV)

تظهر بيانات البانل التي نستخدمها على الشكل التالي:

1	COUNTRY	YEAR	GDP	GEX
2	BGD	2010	4.88E+09	1E+11
3	BGD	2009	4.48E+09	8.94E+10
4	BGD	2008	4.23E+09	7.96E+10
5	BGD	2007	4.08E+09	6.84E+10
6	BGD	2006	3.84E+09	6.19E+10
7	BGD	2005	3.62E+09	6.03E+10
8	BGD	2004	3.36E+09	5.66E+10
9	BGD	2003	3.04E+09	5.19E+10
10	BGD	2002	2.68E+09	4.76E+10
11	BGD	2001	2.25E+09	4.7E+10
12	BGD	2000	2.15E+09	4.71E+10
13	BGD	1999	2.13E+09	4.57E+10
14	BGD	1998	2.12E+09	4.41E+10
15	BGD	1997	1.87E+09	4.23E+10
16	BGD	1996	1.82E+09	4.07E+10
17	BGD	1995	1.83E+09	3.79E+10
18	BGD	1994	1.79E+09	3.38E+10
19	BGD	1993	1.73E+09	3.32E+10
20	BGD	1992	1.55E+09	3.17E+10
21	BGD	1991	1.4E+09	3.1E+10
22	BGD	1990	1.37E+09	3.01E+10
23	BGD	1989	1.36E+09	2.68E+10
24	BGD	1988	1.35E+09	2.56E+10
25	BGD	1987	1.34E+09	2.38E+10
26	BGD	1986	1.32E+09	2.12E+10
27	BGD	1985	1.22E+09	2.16E+10
28	BGD	1984	1.2E+09	1.97E+10
29	BGD	1983	1.16E+09	1.72E+10
30	BGD	1982	1.13E+09	1.81E+10
31	BGD	1981	1.13E+09	1.98E+10
32	BGD	1980	1.08E+09	1.81E+10
33	BGD	1979	1.11E+09	1.56E+10
34	BGD	1978	9.98E+08	1.33E+10
35	BGD	1977	1.09E+09	9.63E+09
36	BGD	1976	9.21E+08	1.01E+10
37	B'wA	2010	2E+09	1.49E+10
38	B'wA	2009	1.99E+09	1.15E+10
39	B'wA	2008	1.97E+09	1.35E+10
40	B'wA	2007	1.8E+09	1.24E+10

تظهر أسماء الدول (الحروف المختصرة)، السنوات من 1976 إلى 2010 وبيانات GDP وGEX معطاة في الأعمدة من 1-4، على التوالي.
 ينبغي تعريف قاعدة البيانات لـ EViews على أساس أنها بيانات بانل زمنية وكما يلي:

اذهب إلى Proc > Structure/Resize Current Page ، قم بتغيير شكل ملف العمل إلى "Dated Panel". ادخل اسم المتغير Country كمعرف تقاطعي cross section ID ، وقم بإدخال Years كسلسلة تاريخ وكما مبين في الشكل 18.11.

شكل 18.11 تغيير هيكل ملف العمل إلى بائل تاريخية

بعد ذلك ستتغير عناوين ملف العمل إلى التالي:

من أجل الأخذ في الاعتبار عدم التجانس (الاختلاف) المتوقع وجوده ما بين الدول، فإننا نسمح لكل دولة أن يكون لها قاطع (intercept) خاص بها، وكما هو ممثل في المعادلة التالية:

$$DLGDP_{it} = \beta_{1i} + \beta_2 LDGP_{it-1} + \beta_3 DLGEX_{it} + \beta_4 DLGEX_{it-1} + \beta_5 ECM_{it-1} \varepsilon_{it}$$

هذه المعادلة تسمى نموذج انحدار التأثيرات الثابتة (FEM). إضافة الدليل السفلي i إلى القاطع β_1 تعني أن لكل دول القاطع الخاص بها ليعكس الاختلاف

ما بين الدول. الاختلاف قد يكون نتيجة اختلاف الخصائص الاقتصادية بين الدول مثل اختلاف وفرة الموارد أو أي خصائص اقتصادية أخرى.

إن مصطلح "التأثيرات الثابتة" يعني ضمناً أن كل قاطع "لكل دولة" على الرغم من اختلافه عن قواطع الدول الأخرى، لا يتغير بمرور الزمن، أي أنه لا يتأثر بالزمن (time-invariant).

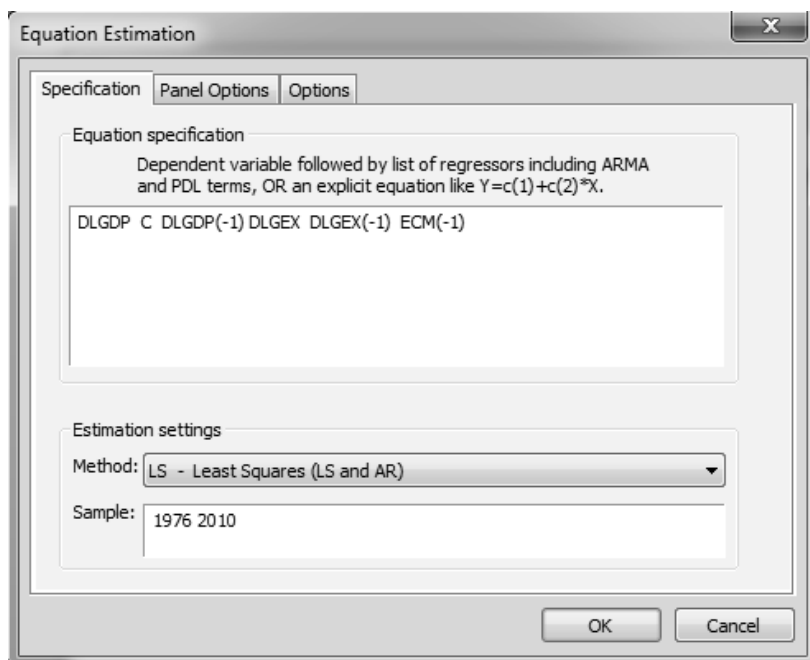
إذا تم التعبير عن القاطع في المعادلة أعلاه على النحو التالي: β_{1it} فسوف يكون قاطع كل دولة متغير مع الزمن (time-variant). ولكن تجدر الملاحظة أنه في معادلة النموذج أعلاه فإننا نفترض أن معاملات الميل ثابتة عبر الزمن. نقوم بتطبيق مدخل التأثيرات الثابتة من خلال إدخال قواطع تمييزية وهمية (differential intercept dummies). نقوم بتعديل المعادلة أعلاه كما يلي:

$$DLGDP_{it} = \beta_1 + \beta_2 D_{2i} + \beta_3 D_{3i} + \dots + \beta_{18} D_{18i} + \beta_{19} DGP_{it-1} + \beta_{20} DLGEX_{it} + \beta_4 DLGEX_{it-1} + \beta_5 ECM_{it-1} + \epsilon_{it}$$

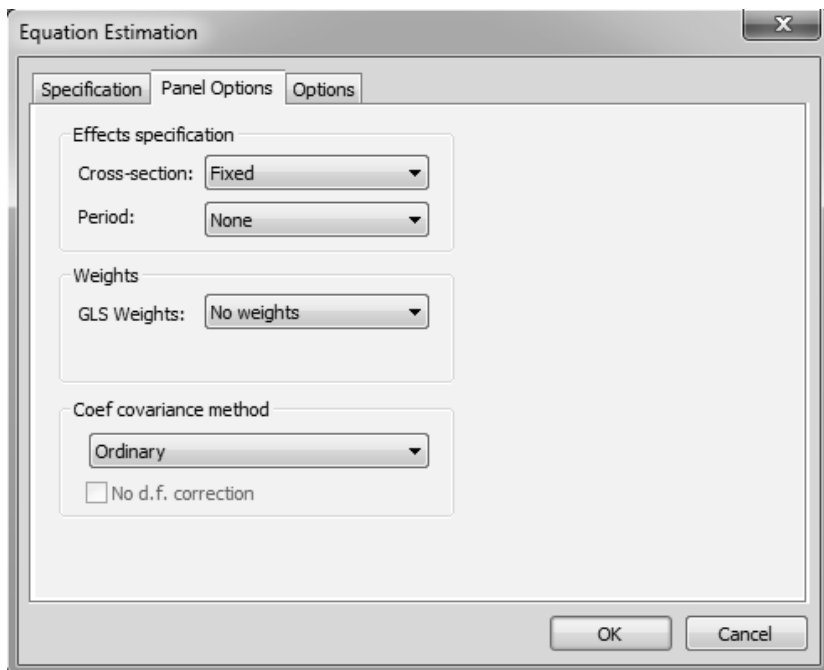
حيث $\beta_2 D_{2i} = 1$ للدولة 2، و 0 خلاف ذلك، $D_{3i} = 1$ للدولة 3، و 0 خلاف ذلك؛ وهكذا.

من المهم ملاحظة أننا استخدمنا 18 متغيراً وهمياً لتمثيل 47 دولة وذلك لتجنب الوقوع في مصيدة المتغيرات الوهمية (ارتباط خطي تام). في هذه الحالة سيمثل 18 متغيراً وهمياً معاملات القواطع التمييزية الوهمية-أي إنها تعكس اختلاف معامل القاطع للدولة التي يتم تعيينها كمرجع (benchmark)، سنتعامل مع الدولة الأولى كمعيار أو كمرجعية، على الرغم من أنه يمكن اختيار أي دولة لتؤدي هذا الغرض.

اذهب إلى Quick واختر Estimate Equation. سيظهر المربع الحواري لتحديد المعادلة Specification ولتحديد خيارات البانل Panel Option في أعلى نافذة تقدير المعادلة. اكتب معادلة النموذج في مربع النافذة تحت Equation specification كما في الشكل 19.11. بعد كتابة المعادلة، اختر Panel Options من النافذة وتحت Effects specification اختر Fixed كما هو مبين في الشكل 20.11، ثم انقر OK للحصول على النتائج المبينة في الشكل 21.11.



شكل 19.11 توصيف معادلة انحدار OLS



شكل 20.11 خيارات البانل

ملاحظات:

الملاحظة الأولى حول النتائج الواردة في الشكل 21.11 هو أن جدول النتائج لا ينتج قيم معاملات القاطع التمييزي لكل دولة على الرغم من أنها قد أخذت في الاعتبار عند تقدير النموذج. ومع ذلك، يمكننا الحصول على معاملات القاطع التمييزي بسهولة إذا أردنا إجراء ذلك يدوياً. الملاحظة الثانية، إذا قارنا نتائج انحدار OLS المجمع مع نتائج انحدار نموذج التأثيرات الثابتة FEM، لرأينا اختلافاً كبيراً ما بين الاثنين، ليس فقط في قيم المعلمات المقدرة، ولكن أيضاً اختلاف اشاراتها.

من ذلك، فإن هذه النتائج تلقي بظلال من الشك على تقديرات OLS المجمعة. فإذا قمنا بفحص القاطع التمييزي الوهمي لكل دولة، لوجدنا أن العديد منها ذو معنوية إحصائية عالية مما يشير إلى أن تقديرات طريقة OLS المجمعة تخفي عدم التجانس بين الـ 19 دولة.

النتائج:

1 - إذا أجرينا اختبار للفروض لمعاملات المتغيرات كلٌّ على حدا، فسنرى من النتائج (الشكل 21.11) أن كل المعلمات $DLGEX(-1)$ ، $ECM(-1)$ ، $DLGEX$ هي معنوية إحصائياً وكذلك الحد الثابت C ، حيث أن قيمة الاحتمال أقل من 0.05. الاستثناء الوحيد هنا هو معامل المتغير $DLGDP(-1)$ فهو غير معنوي إحصائياً (Prob. = 0.9269).

3.2.11 اختبار النموذج

يمكننا تقديم اختبار لمعرفة ما إذا كان نموذج التأثيرات الثابتة (FEM) أفضل من نموذج المربعات الصغرى المجمع (Pooled OLS Model). لأن النموذج المجمع يهمل تأثيرات عدم التجانس والتي أخذت بعين الاعتبار وبشكل واضح في نموذج التأثيرات الثابتة؛ فإن النموذج المجمع هو نسخة مقيدة من نموذج التأثيرات الثابتة. الاختبار التالي سيحدد لنا أي من النموذجين هو المناسب للاستخدام.

يمكن استخدام اختبار F كأساس لحساب إحصائية الاختبار المستخدمة في المقارنة ما بين النموذجين وفق الصيغة التالية:

$$F = \frac{(R_{ur}^2 - R_r^2)/m}{(1 - R_{ur}^2)/(n-k)}$$

حيث أن R_{ur}^2 و R_r^2 يمثلان معامل التحديد غير المقيد ومعامل التحديد المقيد على التوالي، m هي عدد الملاحظات المحذوفة من النموذج المقيد (تساوي 18 في هذا المثال)، n هو عدد المشاهدات في العينة، و k هو عدد الملاحظات المقدرة في الانحدار غير المقيد (هنا إجمالي 22). يمكن الحصول على قيم R^2 المقيد وغير المقيد من نتائج EViews لانحدار النموذجين الوضحة في الأشكال (21.11، 17.11) على التوالي.

الاختبار:

1 - H0: النموذج المقيد، نموذج OLS المجمع هو النموذج الأفضل،

2 - H1: النموذج غير المقيد، نموذج التأثيرات الثابتة هو النموذج الأفضل

3 - $\alpha = 5\%$ أو 0.05

$$F = \frac{(R_{ur}^2 - R_r^2)/m}{(1 - R_{ur}^2)/(n-k)} - 4$$

$$F = \frac{(0.161122 - 0.095810)/18}{(1 - 0.197174)/(627 - 22)} = \frac{0.003628}{0.001365} = 2.6169$$

$$V_1 = K - 1 = 22 - 1 = 21 - 5$$

$$V_2 = n - k = 627 - 22 = 605$$

قيمة F الحرجة (21، 605) تساوي 1.59

6 - القرار: بما أن $F < F_{\text{المحسوبة}} < F_{\text{الجدولية}} (1.59 < 2.6169)$ فإننا نرفض الفرض الصفري H_0 ونقبل الفرض البديل.

7 - نموذج التأثيرات الثابتة هو النموذج الأفضل.

4.2.11 قيود نموذج التأثيرات الثابتة LSDV

على الرغم من سهولة تطبيق نموذج LSDV، إلا أن هذا النموذج يحتوي على القيود التالية:

1 - كل متغير وهمي إضافي سوف يكلفنا درجة حرية إضافية. لذلك، إذا لم تكن العينة كبيرة جداً، فإن إدخال الكثير من المتغيرات الوهمية سوف لن يترك سوى القليل من المشاهدات لإجراء تحليل احصائي ذي معنى.

2 - إن عمليات الإضافة والضرب لعدد كبير من المتغيرات الوهمية قد يؤدي إلى إمكانية حدوث ارتباط خطي متعدد، مما يجعل التقدير الدقيق لمعاملات النموذج أمراً صعباً.

3 - من أجل الحصول تقديرات ذات خصائص إحصائية مرغوب فيها، سنكون في حاجة إلى إعطاء اهتمام بالغ لحد الخطأ في النموذج. تستند النتائج الإحصائية الواردة أعلاه إلى افتراض أن حد الخطأ يتبع الافتراضات الكلاسيكية والتي هي أساساً أن $u_{it} \sim N(0, \sigma^2)$. وحيث أن المؤشر i يشير إلى مشاهدات مقطعية و t إلى مشاهدات سلسلة زمنية؛ فقد يكون من الضروري تعديل الافتراض الكلاسيكي المتعلق بحد الخطأ u_{it} . هناك عدة احتمالات في هذا الشأن:

أ - يمكننا أن نفترض أن تباين الخطأ هو نفسه لجميع الوحدات المقطعية أو يمكننا افتراض أن تباين الخطأ غير ثابت.

ب - لكل وحدة معانية يمكننا افتراض أنه لا يوجد ارتباط ذاتي عبر الزمن أو يمكن أن نفترض الارتباط الذاتي من النوع $AR(1)$.

ج - في أي وقت معين، يمكننا أن نسمح بأن يكون حد الخطأ للفرد #1 غير مرتبط مع حد الخطأ للفرد #2 مثلاً، أو يمكن أن نفترض أن هناك مثل هذا الارتباط.

3.11 نموذج التأثيرات العشوائية (REM) أو نموذج مكونات الخطأ (ECM)

The Random Effects Model (REM) or Error Components Model (ECM)

في نموذج التأثيرات الثابتة كان الافتراض أن معامل الدولة المحدد β_{1i} هو ثابت لكل وحدة معاينة ولا يتغير خلال الزمن. في نموذج التأثيرات العشوائية فإن الافتراض هو أن β_{1i} متغير عشوائي وبقيمة متوسطة لـ β_1 (بدون دليل سفلي i هنا) ويتم التعبير عن قاطع أي وحدة مقطعية على النحو التالي:

$$\beta_{1i} = \beta_1 + \varepsilon_i$$

حيث ε_i هو حد الخطأ العشوائي مع متوسط يساوي صفر وتباين σ^2 .

في مثالنا، عينة النموذج تتضمن 19 دولة ولديها قيمة وسط عام للقاطع ($\beta_1 =$). تنعكس الاختلافات في القيم الفردية للقواطع لكل دولة في حد الخطأ ε_i . لذلك، يمكننا كتابة النموذج أعلاه كما يلي:

$$DLGDP_{it} = \beta_1 + \beta_2 LDGP_{it-1} + \beta_3 DLGEX_{it} + \beta_4 DLGEX_{it-1} + \beta_5 ECM_{it-1} + w_{it}$$

$$w_{it} = \varepsilon_i + u_{it}$$

لاحظ أن حد الخطأ المركب w_{it} لديه عنصران (مركبان): ε_i وهو المقطع العرضي أو مكون الخطأ الخاص بكل دولة، و u_{it} هو مركب الخطأ الذي يجمع خطأ السلسلة الزمنية وخطأ المقطع العرضي.

يمكننا الآن رؤية السبب وراء تسمية نموذج التأثيرات العشوائية (REM) بـ نموذج مكونات الخطأ (ECM).

الافتراضات المعتادة لـ ECM هي أن:

$$\varepsilon_i \sim N(0, \sigma_\varepsilon^2)$$

$$u_{it} \sim N(0, \sigma_u^2)$$

$$E(\varepsilon_i u_{it}) = 0; E(\varepsilon_i \varepsilon_j) = 0 \quad (i \neq j)$$

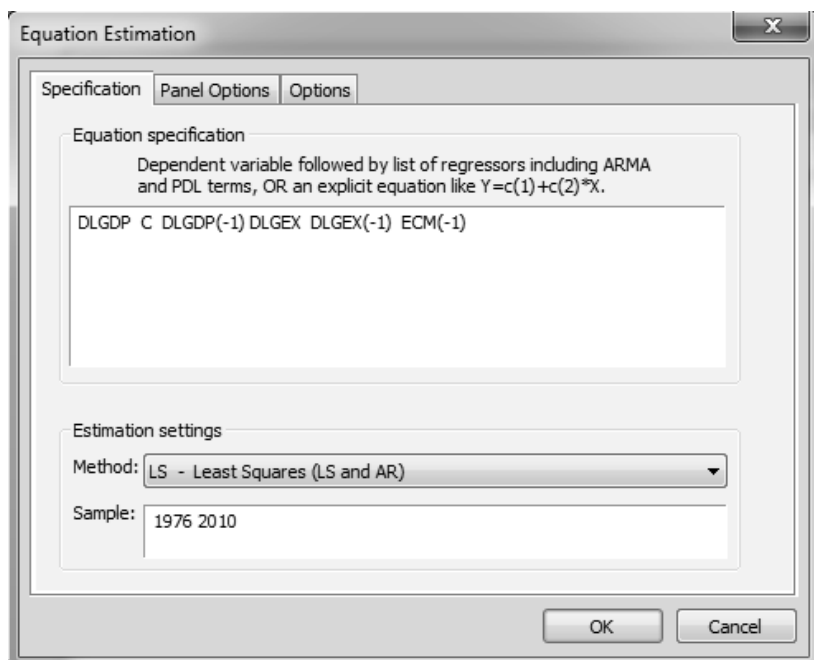
$$E(u_{it} u_{is}) = E(u_{it} u_{ij}) = E(u_{it} u_{js}) = 0 \quad (i \neq j; t \neq s)$$

أي أن مكونات الخطأ للدول لا ترتبط ببعضها البعض ولا يوجد ارتباط ذاتي عبر كلٍ من الوحدات المقطعية ووحدات السلسلة الزمنية. من المهم أيضاً أن نلاحظ أن w_{it} لا يرتبط بأي من المتغيرات التفسيرية (المستقلة) التي يتضمنها النموذج.

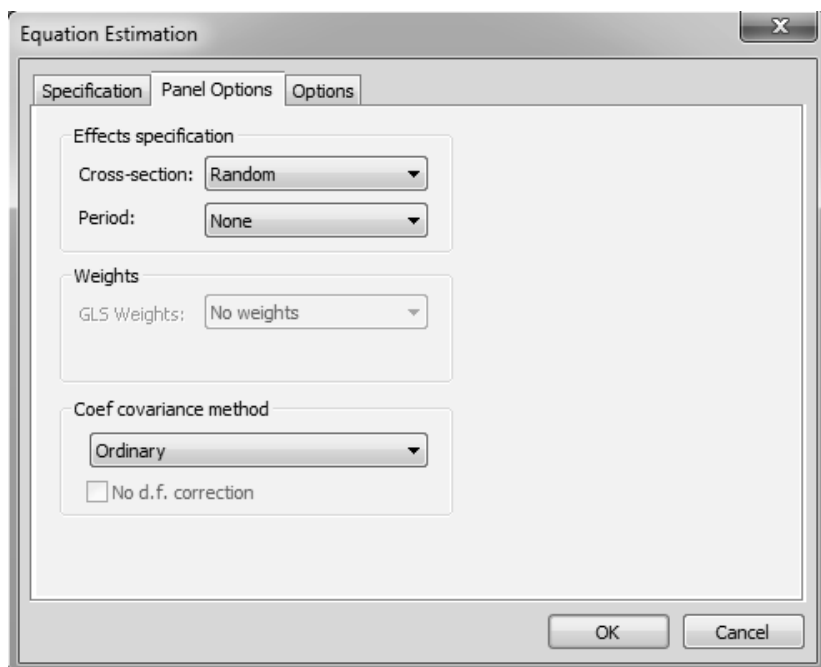
بما أن ε_i هي جزء من w_{it} ، فمن الممكن أن يرتبط هذا الأخير بواحد أو أكثر من المتغيرات المستقلة. إذا اتضح لنا أن هذه هي الحالة، فإن طريقة REM سوف تنتج تقديرات غير متسقة لمعاملات الانحدار.

إن اختبار Hausman، والذي سنتعرض له بالشرح بعد قليل، وبتطبيق معين، سيُظهر لنا إذا كان w_{it} مرتبطاً بالمتغيرات المستقلة أم لا - أي اختبار ما إذا كان نموذج التأثيرات العشوائية REM هو النموذج المناسب.

اذهب إلى Quick واختر Estimate Equation. سيظهر المربع الحواري لتحديد المعادلة Specification ولتحديد خيارات البانل Panel Option في أعلى نافذة تقدير المعادلة. اكتب معادلة النموذج في مربع النافذة تحت Equation specification كما في الشكل 22.11. بعد كتابة المعادلة، اختر Panel Options من النافذة وتحت Effects specification اختر Random كما هو مبين في الشكل 23.11 ثم انقر OK للحصول على النتائج المبينة في الشكل 24.11.



شكل 22.11 تقدير معادلة ECM



شكل 23.11 خيارات انحدار البانل

4.11 نموذج التأثيرات الثابتة مقابل نموذج التأثيرات العشوائية

عند مقارنة مقدرات التأثيرات الثابتة بمقدرات التأثيرات العشوائية المعطاة أعلاه، سنرى اختلافات جوهرية ما بين الاثنين. سيكون السؤال عندئذٍ أي من النموذجين هو الأفضل في مثالنا الحالي: التأثيرات الثابتة أم التأثيرات العشوائية؟

تعتمد الإجابة على هذا السؤال على الافتراض الذي نضعه بخصوص الارتباط المحتمل بين مكون الخطأ ε_i الخاص بالمقطع العرضي والمتغيرات المستقلة (التفسيرية).

فإذا افترضنا أنه لا يوجد ارتباط ما بين ε_i والمتغيرات المستقلة، فإن نموذج REM قد يكون مناسباً، ولكن إذا افترضنا أنهما مرتبطان فإن نموذج FEM قد يكون النموذج المناسب.

ما هو النموذج المناسب؟

نقوم باستخدام اختبار Hausman للإجابة عن هذا السؤال.

اذهب إلى View واختر Fixed/Random ثم اختر Correlated Random Effects - Hausman Test وكما هو مبين في الشكل 25.11.

Equation: UNTITLED Workfile: DATA FOR HIGHER GROWTH:....

ViewProcObjectPrintNameFreezeEstimateForecastStatsResids

Dependent Variable: DLGDP
Method: Panel EGLS (Cross-section random effects)
Date: 04/30/20 Time: 18:05
Sample (adjusted): 1978 2010
Periods included: 33
Cross-sections included: 19
Total panel (balanced) observations: 627
Swamy and Arora estimator of component variances

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	0.030219	0.003667	8.240265	0.0000
DLGDP(-1)	0.046662	0.038353	1.216646	0.2242
DLGEX	0.126615	0.022069	5.737297	0.0000
DLGEX(-1)	0.089529	0.022308	4.013239	0.0001
ECM(-1)	-0.013294	0.005697	-2.333328	0.0199

Effects Specification		S.D.	Rho
Cross-section random		0.000000	0.0000
Idiosyncratic random		0.062263	1.0000

Weighted Statistics			
R-squared	0.095810	Mean dependent var	0.050546
Adjusted R-squared	0.089996	S.D. dependent var	0.066775
S.E. of regression	0.063699	Sum squared resid	2.523803
F-statistic	16.47719	Durbin-Watson stat	2.028725
Prob(F-statistic)	0.000000		

Unweighted Statistics			
R-squared	0.095810	Mean dependent var	0.050546
Sum squared resid	2.523803	Durbin-Watson stat	2.028725

شكل 24.11 نتائج انحدار بانل EGLS

الاختبار:

- 1 - H_0 : نموذج التأثيرات العشوائية هو المناسب
- 2 - H_1 : نموذج التأثيرات الثابتة هو المناسب
- 3 - $\alpha = 5\%$ أو 0.05
- من النتائج الموضحة في الشكل 26.11، إحصائية $\text{Chi-sq} = 46.4728$
- 4 - مستوى الدلالة الإحصائية لاحتمال $p\text{-values} = 0.0000$
- 5 - الاحتمال $\text{Prob.} = 0.0000 < 0.05$ وبذلك نرفض فرضية العدم H_0 .
الاختبار معنوي.

نموذج تسعير الأصول الرأسمالية (CAPM)

نموذج تسعير الأصول الرأسمالية هي نظرية أساسية تربط المخاطر مع العائد لكل الأصول، فهي توضح العلاقة الكمية ما بين المخاطر والعائد، والهدف من احتساب نماذج CAPM هو تحديد المخاطر النظامية، نموذج تسعير الأصول الرأسمالية هو محاولة لتفسير ووضع كمية للمخاطر المتنوعة، بكلمات أخرى هذا النموذج يقوم بقياس كم هو العائد الإضافي الذي يجب أن يتوقعه المستثمر من المخاطر الإضافية، المستثمرون يطالبون بعلاوة عن زيادتهم للمخاطر وبالتالي كلما زادت مخاطر الأوراق المالية كلما زاد العائد المتوقع الذي يدفع المستثمرين لشراء هذه الأوراق، وإذا كان المستثمر يحتفظ بمحفظة متنوعة تنوعاً جيداً فهم سوف يركزون على الجزء غير المتنوع من مخاطر الأسهم الفردية، فهم يركزون على المخاطر المتعلقة بالأسهم ومساهمتها في المخاطر الكلية في المحفظة المتنوعة، فالمخاطر غير المتنوعة هي الجزء المتعلق بمخاطر الأصول التي تُعزي إلى عوامل السوق التي تؤثر في كل الشركات وهذه العوامل لا يمكن تقليل مخاطرها من خلال التنوع وتُسمى ذلك بالمخاطر النظامية، وحيث أن أي مستثمر يمكنه إنشاء محفظة للأصول التي تقلل من المخاطر المتنوعة ولكن تظل المخاطر عدم التنوع قائمة، يتم استخدام معامل بيتا كمقياس لكمية المخاطر النظامية.

معامل بيتا (β) مقياس ذو علاقة بمخاطر عدم التنوع، وهو مؤشر لدرجة حركة العائد على الأصول كردة فعل للتغير في عائد السوق، بيتا هي التقلب النسبي للسهم (كيف تتحرك أسعار الأسهم نحو الانخفاض والارتفاع أثناء حركة الأسواق)، ويتم استخدام العائد التاريخي للأصول لحساب معامل بيتا

للأصول بالنظر إلى أن معامل بيتا للسوق بالكامل يساوي 1.0 وكل قيم بيتا الأخرى يتم اعتبارها ذات علاقة بهذه القيمة، عائد السوق هو العائد على محفظة السوق لكل الأوراق المالية التي يتم تداولها.

1.12 معادلة CAPM

باستخدام معامل بيتا لقياس مخاطر عدم التنوع فإن نموذج تسعير الأصول الرأسمالية (CAPM) يتم عرضه من خلال المعادلة التالية:

$$E(r_i) = R_F + \beta_i [E(R_m) - R_F]$$

حيث أن

$$r_i = \text{العائد المطلوب على الأصل } i$$

$$R_F = \text{معدل العائد الخالي من المخاطرة، ويتم قياسه في الغالب عن طريق العائد على أذونات الخزنة الأمريكية}$$

$$\beta_i = \text{معامل بيتا أو مؤشر مخاطر عدم التنوع للأصل } i$$

$$R_m = \text{العائد السوقي، العائد على محفظة السوق للأصول}$$

يمكن تقسيم CAPM إلى جزئين هما:

1 - المعدل الخالي من المخاطرة R_F وهو العائد المطلوب على الأصل الخالي من المخاطر والذي في الغالب معدل أذونات الخزنة الأمريكية لمدة 3 أشهر.

2 - علاوة المخاطرة.

$(r_m - R_F)$ عبارة عن علاوة المخاطرة والتي تُسمى علاوة مخاطرة السوق، وذلك لأنها تمثل العلاوة التي يجب أن يحصل عليها المستثمر لدخوله في حجم متوسط من المخاطر المتعلقة بالاحتفاظ بأصول في محفظته الاستثمارية، وخط سوق الأوراق المالية هو وصف لنموذج تسعير الأصول الرأسمالية (CAPM) كشكل بياني يعكس العائد المطلوب في السوق على كل مستوى من مستويات المخاطر غير المتنوعة (بيتا)، في الشكل البياني تم قياس المخاطر عن طريق

بيتا b وتم تمثيلها على المحور الأفقي x والعائد المطلوب r تم رسمه على المحور العمودي y ، وفي الواقع العملي فإننا نستخدم المعادلة الخطية لتقدير العلاقة، المخرجات هي خط مستقيم متناسب يمثل العلاقة التاريخية بين الأسهم والسوق، ميل هذا الخط هو تقدير بيتا ويُشير إلى مقدار التغير في فائض عوائد الأسهم عندما يتغير فائض عوائد السوق بنسبة 1%.

فعلى سبيل المثال إذا أخذنا العائد اليومي للأوراق المالية i والذي يمكن حسابه من خلال الخطوات التالية:

$$R_{i,t} = \ln(P_{i,t+1}) - \ln(P_{i,t})$$

حيث أن $P_{i,t}$ تمثل سعر الأقفال للأوراق المالية i في اليوم t ، نفس الطريقة يتم تطبيقها عند حساب العائد على مؤشرات السوق، سوف نستخدم نموذج السوق لحساب العوائد لأسهم HOGANAS عند الزمن t :

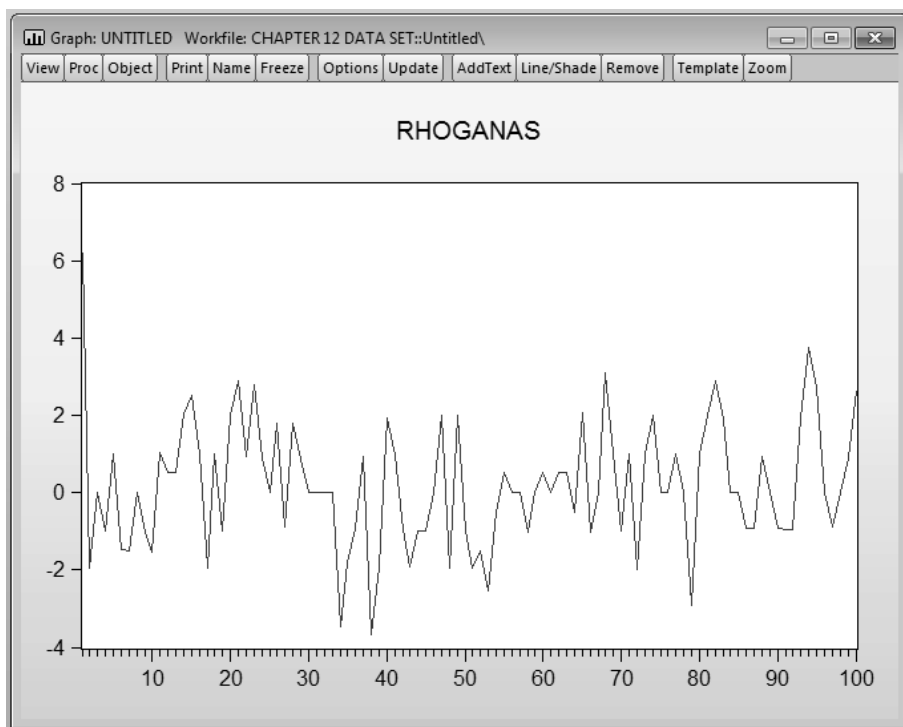
$$RHOGANAS_t = \beta_0 + \beta_1 ROMX_t + u_t$$

حيث أن $RHOGANAS$ و $ROMX$ تمثل العوائد على أسهم HOGANAS في سوق OMX (مؤشر سوق ستوكهولم) عند الفترة الزمنية t على التوالي، سوف نقوم بحساب النموذج السابق لإيجاد المعلمتين α و β باستخدام انحدار OLS، الهدف الأساسي هو إيجاد قيمة β والتي تُشير إلى المخاطر النظامية المتعلقة بأسهم HOGANAS، بيانات كلا المتغيرين تم إدخالها لبرنامج EViews والعوائد تم حسابها من خلال تحويل البيانات (الأسعار) إلى اللوغاريتم الطبيعي كما يلي:

$$LHOGANAS = \text{LOG}(HOGANAS)$$

$$LOMX = \text{LOG}(OMX)$$

عوائد المتغيرات السابقة يمكن إيجادها كما يلي:



الشكل 12. 1: الرسم البياني للسلسلة RHOGANAS

$$RHOGANAS = LHOGANAS - LHOGANAS(-1)$$

الشكل 12.1 يوضح أن السلسلة مستقرة و $I(0)$.

(أ) H_0 : السلسلة ليس لها جذر وحدة.

(ب) السلسلة لها جذر وحدة.

(ج) $\alpha = 5\%$ أو 0.05

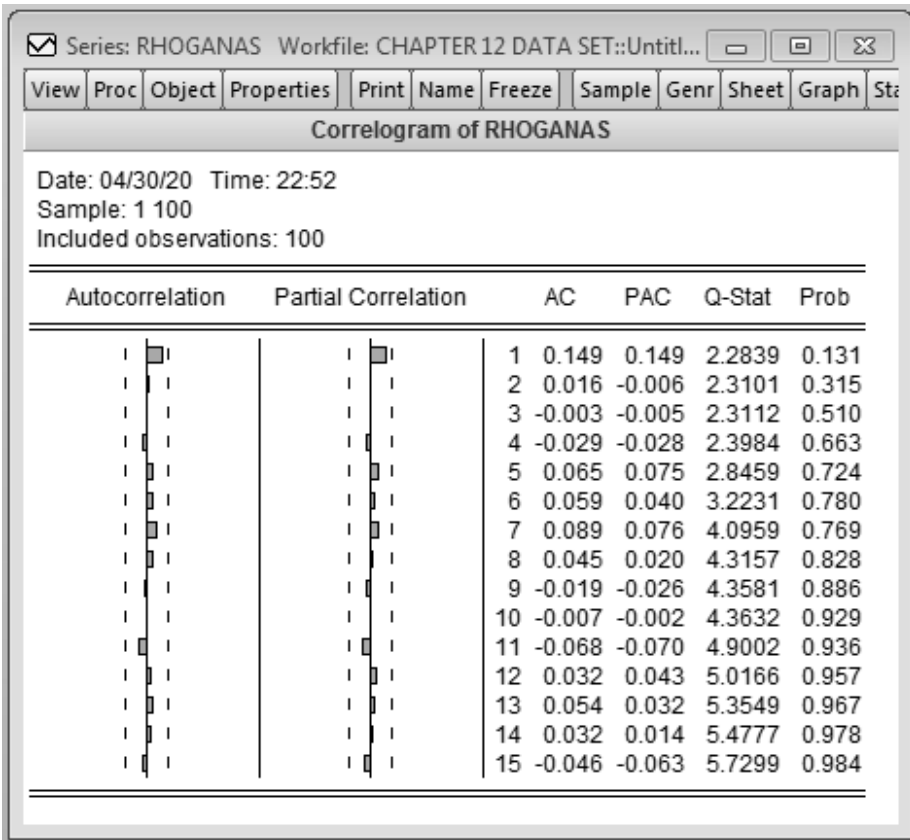
ليس هناك إحصائية اختبار لحسابها ولكننا نركز على عمود الاحتمال Prob.

(د) قيم p-values أكبر من 0.05 .

(هـ) بما أن قيم p-values أكبر من 0.05 بالتالي لا يمكننا رفض فرض العدم H_0 بل نقبله.

(و) السلسلة مستقرة.

- 1 - H_0 : السلسلة لها جذر وحدة وليست مستقرة.
- 2 - H_1 : السلسلة ليس لها جذر وحدة وهي مستقرة.
- 3 - $\alpha = 5\%$ أو 0.05 (أنظر الشكل 2.12).
- بناءً على مخرجات الشكل 3.12 فإن إحصائية اختبار ADF تساوي -9.010727
- 4 - قيم $p\text{-values} = 0.000$
- 5 - بما أن قيم $p\text{-values}$ أقل من 0.05 بالتالي نرفض فرض العدم H_0 .
- 6 - السلسلة RHOGANAS ليس لها جذر وحدة وهي مستقرة.
- الشكل 4.12 يوضح بأن سلسلة ROMX هي سلسلة مستقرة و $I(0)$.



الشكل 2.12: جدول الارتباط للسلسلة RHOGANAS

جدول الارتباط للسلسلة ROMX (الشكل 5.12)

1 - H_0 : ROMX ليس لها جذر وحدة.

2 - H_1 : ROMX لها جذر وحدة

3 - $\alpha = 5\%$ أو 0.05

ليس هناك إحصائية لحسابها ولكننا نركز على عمود الاحتمال Prob

4 - قيم p-values أكبر من 0.05.

5 - بما أن قيم p-values أكبر من 0.05 بالتالي لا يمكننا رفض فرض العدم H_0 .

6 - ROMX هي سلسلة مستقرة.

الطريقة الرسمية

1 - H_0 : ROMX لها جذر وحدة وليست مستقرة.

2 - H_1 : ROMX ليس لها جذر وحدة وهي مستقرة.

3 - $\alpha = 5\%$ أو 0.05

بناءً على مخرجات الشكل 6.12 فإن إحصائية اختبار ADF تساوي -8.799709

4 - قيم p-values = 0.000

5 - بما أن قيم p-values أقل من 0.05 بالتالي نرفض فرض العدم H_0 .

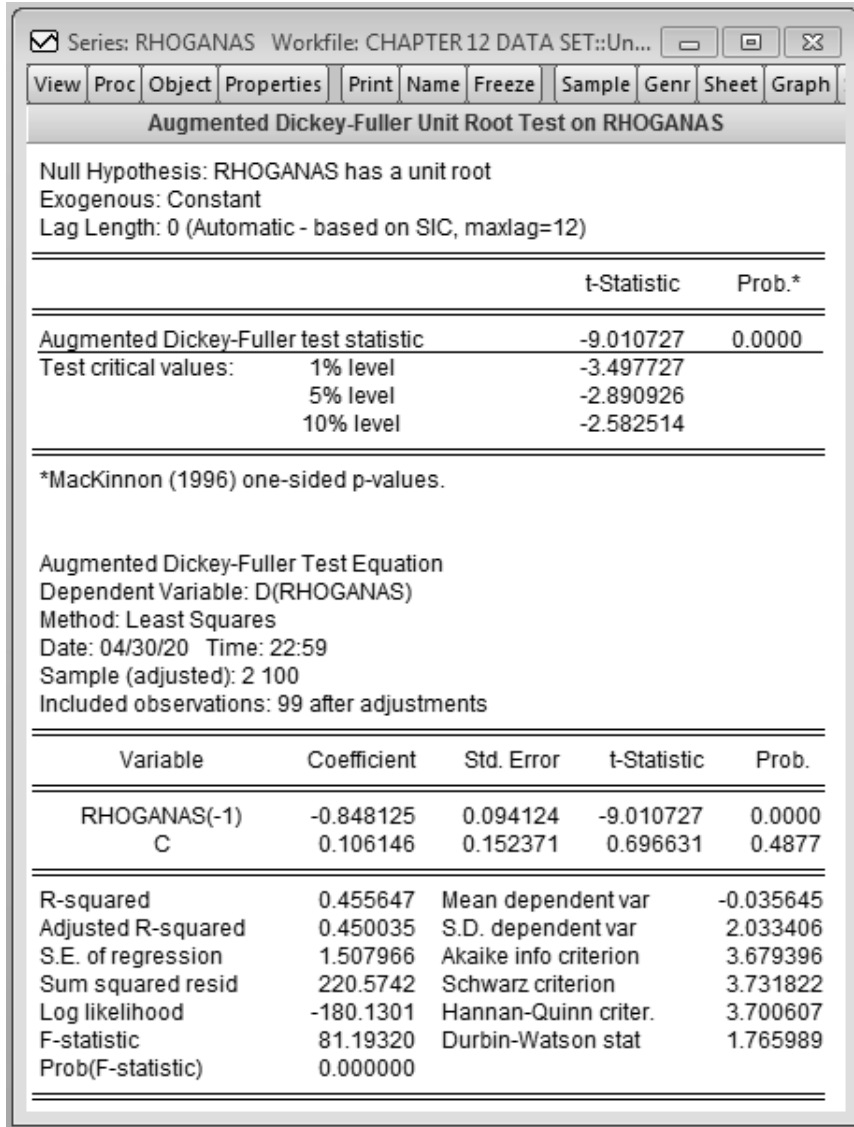
6 - ROMX ليس لها جذر وحدة وهي مستقرة.

جدول الارتباط للبواقي (الشكل 8.12)

1 - H_0 : السلسلة ليس لها جذر وحدة.

2 - H_1 : السلسلة لها جذر وحدة.

3 - $\alpha = 5\%$ أو 0.05



الشكل 12.3: اختبار جذر الوحدة RHOGANAS

ليس هناك إحصائية لحسابها ولكننا نركز على عمود الاحتمال Prob.

4 - قيم p -values أكبر من 0.05.

5 - بما أن قيم p -values أكبر من 0.05 فهذا يعني أنه لا يمكننا رفض فرض عدم H_0 بل يتم قبوله.

6 - السلسلة مستقرة.

الشكل 12.9 يعرض البواقي وهي مستقرة.

اختبار جذر الوحدة للبواقي (الشكل 10.12)

1 - H_0 : السلسلة لها جذر وحدة وليست مستقرة.

2 - H_1 : السلسلة ليس لها جذر وحدة وهي مستقرة.

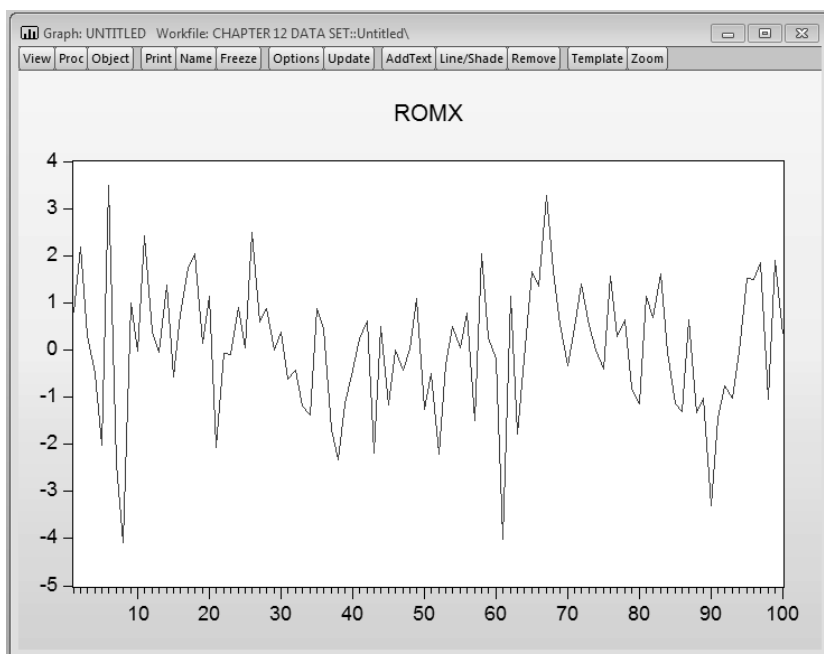
3 - $\alpha = 5\%$ أو 0.05

إحصائية اختبار ADF تساوي -9.653714

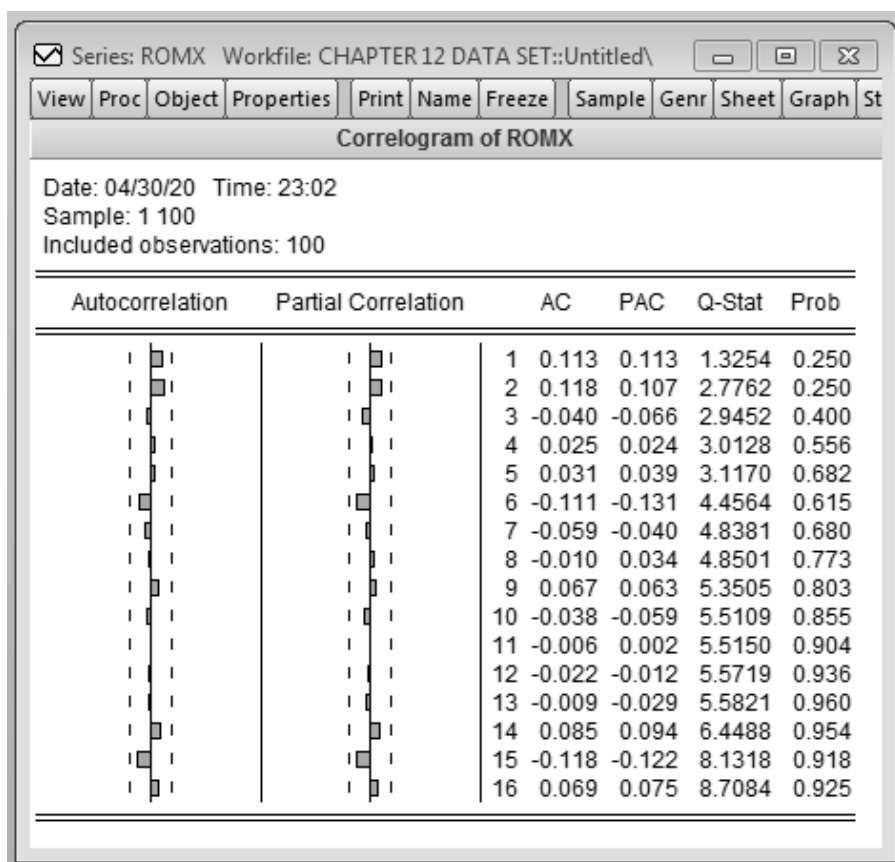
4 - قيم $p\text{-values} = 0.000$

5 - بما أن قيم $p\text{-values}$ أقل من 0.05 فإننا بالتالي نرفض فرض العدم H_0 ونقبل الفرض البديل.

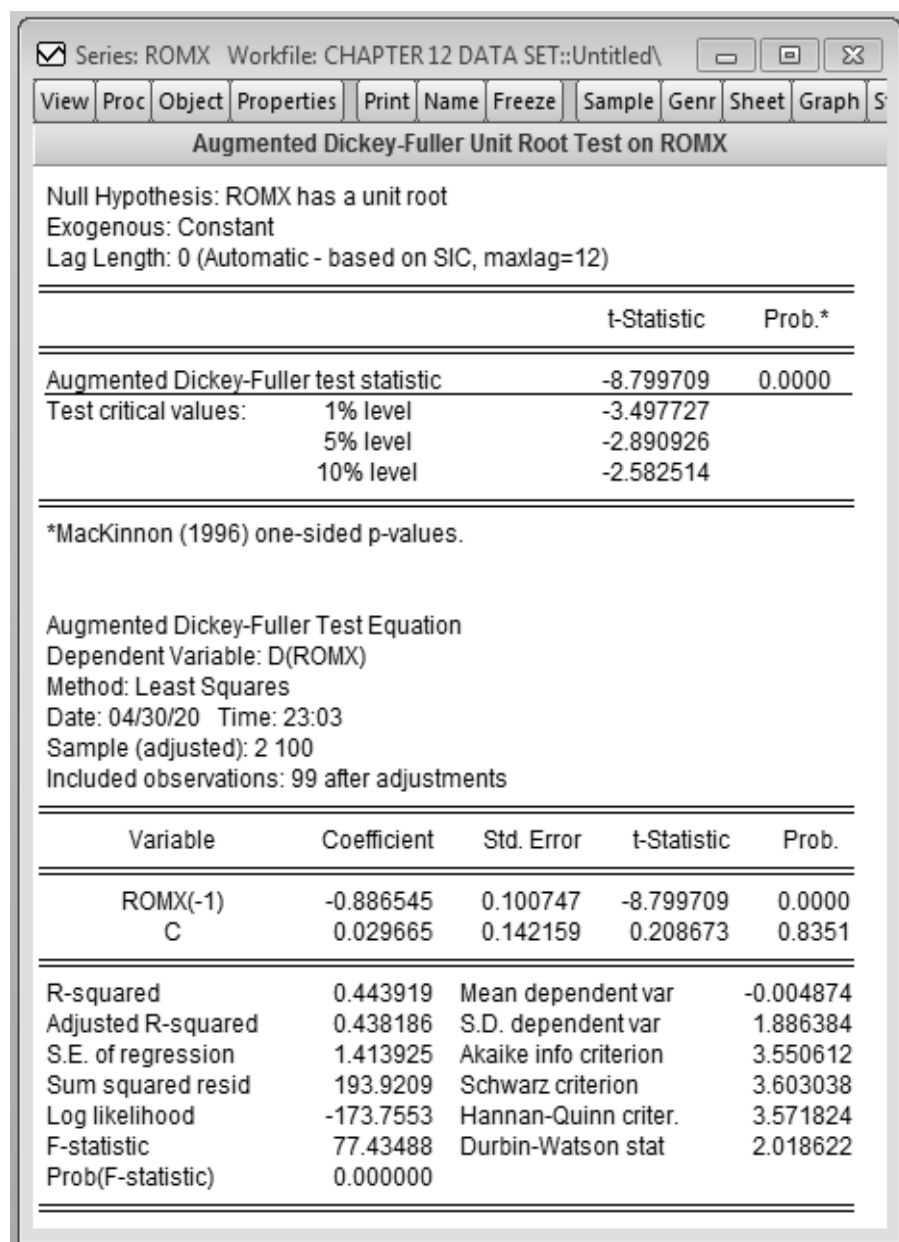
6 - السلسلة ليس لها جذر وحدة وهي مستقرة.



الشكل 12.4: رسم بياني للسلسلة ROMX



الشكل 12.5: جدول الارتباط لـ ROMX



الشكل 12.6: اختبار جذر الوحدة للسلسلة ROMX

2.12 تحليل البواقي

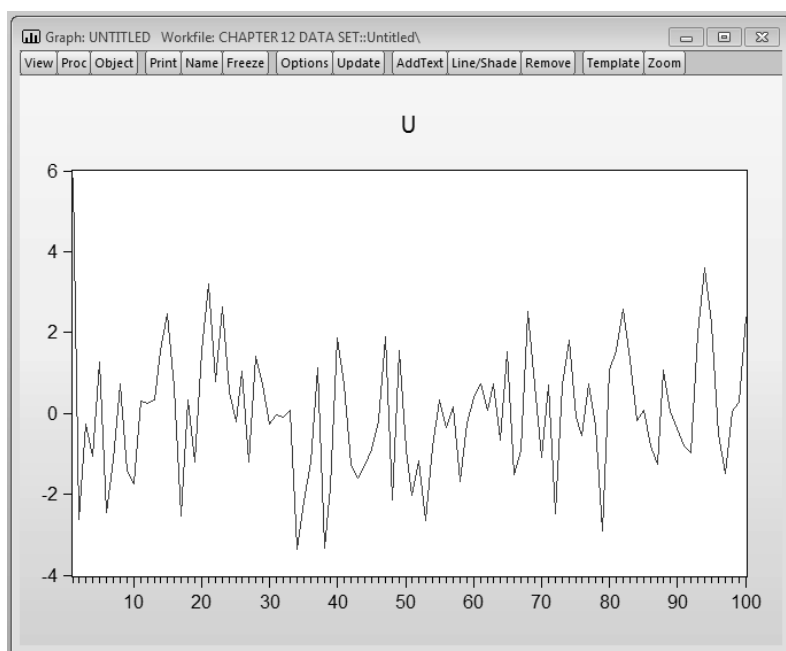
1. تحليل الارتباط الذاتي

اختبار الارتباط التسلسلي LM

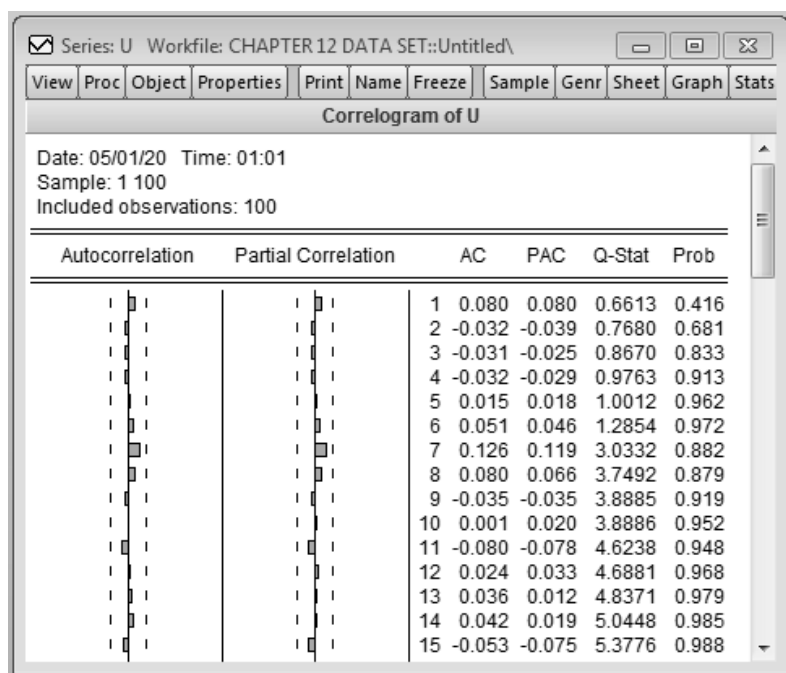
في برنامج EViews بعد حساب الارتباط الأساسي اختر
View > Residual Diagnostics > Serial Correlation LM test
يفترض أنها ستكون مثل المعروضة في الشكل 12.11.

Equation: UNTITLED Workfile: CHAPTER 12 DATA SET::Unt...				
View	Proc	Object	Print	Name
Freeze	Estimate	Forecast	Stats	Resids
Dependent Variable: RHOGANAS				
Method: Least Squares				
Date: 05/01/20 Time: 00:48				
Sample: 1 100				
Included observations: 100				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	0.182633	0.160642	1.136895	0.2584
ROMX	0.227079	0.114389	1.985148	0.0499
R-squared	0.038658	Mean dependent var		0.192122
Adjusted R-squared	0.028848	S.D. dependent var		1.629379
S.E. of regression	1.605704	Akaike info criterion		3.804800
Sum squared resid	252.6721	Schwarz criterion		3.856903
Log likelihood	-188.2400	Hannan-Quinn criter.		3.825887
F-statistic	3.940813	Durbin-Watson stat		1.682590
Prob(F-statistic)	0.049923			

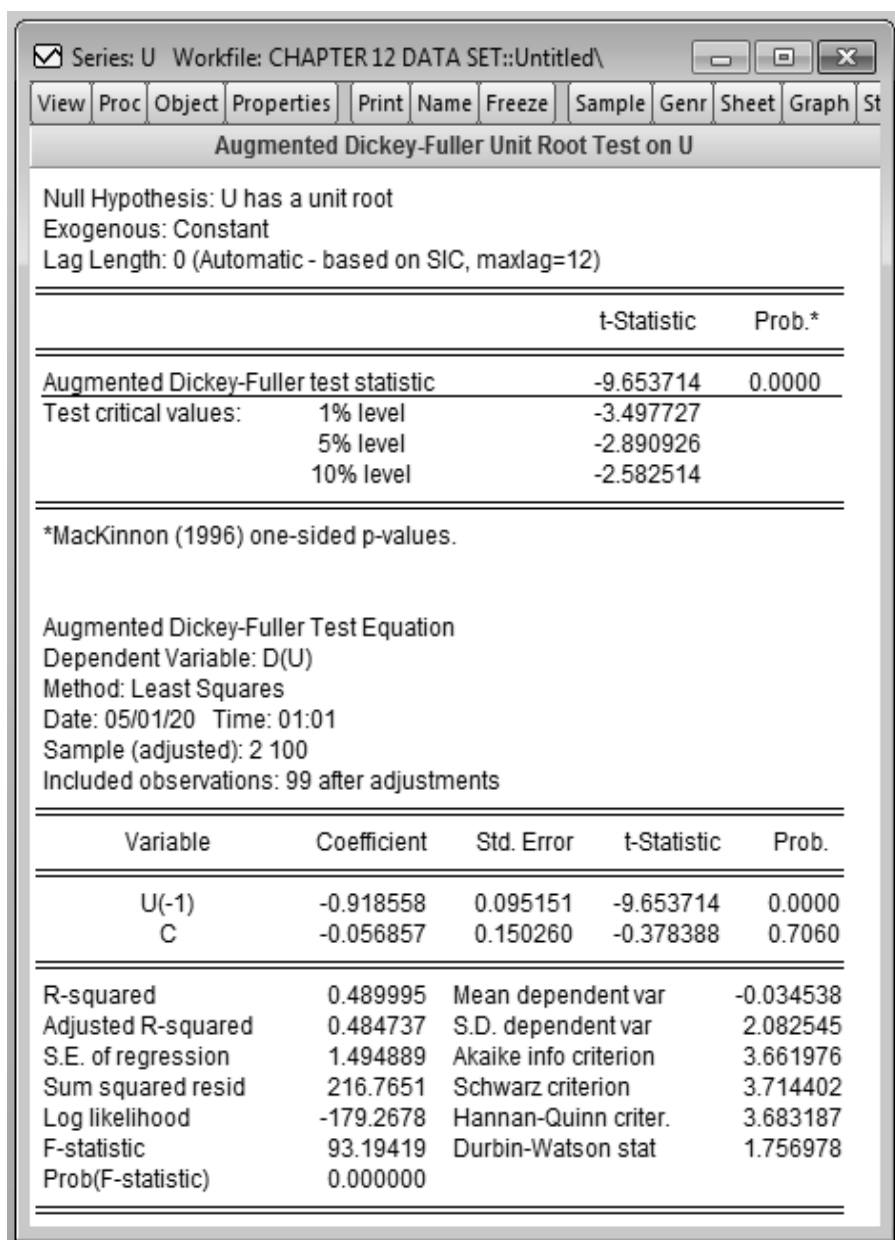
الشكل 12. 7: مخرجات الانحدار للسلسلة RHOGANAS (الثابت ليس ذو معنوية إحصائية)



الشكل 12. 8: جدول الارتباط للسلسلة U



الشكل 12. 9: رسم للبواقي U



الشكل 12.10: اختبار جذر الوحدة للبواقي U

أ) H_0 : تباين البواقي متجانس.

ب) H_1 : تباين البواقي غير متجانس.

ج) $\alpha = 5\%$ أو 0.05

د) قيمة $p\text{-value} = 0.8794$

هـ) بما أن قيمة $p\text{-value}$ أكبر من 0.05 فلا يمكننا رفض فرض العدم بل نقبله.

و) لا وجود لمشكلة اختلاف التباين.

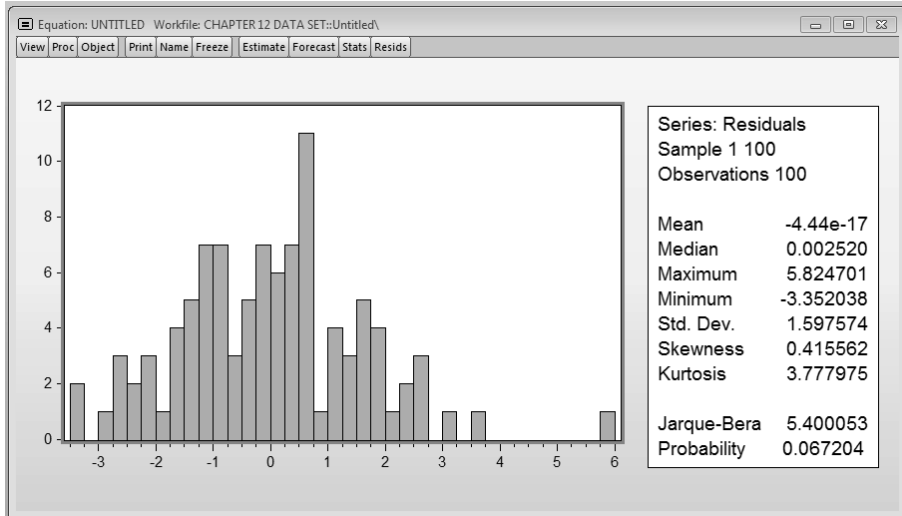
3. اختبار التوزيع الطبيعي

انقر على View > Residual Diagnostics > Histogram Normality Test ثم انقر OK سوف تحصل على المخرجات المعروضة في الشكل 12.13.

أ) H_0 : البواقي تتوزع توزيع طبيعي.

ب) H_1 : البواقي لا تتوزع توزيع طبيعي.

ج) $\alpha = 5\%$ أو 0.05



الشكل 12.13: اختبار التوزيع الطبيعي للبواقي

إحصائية اختبار جاركيبيرا تساوي 5.400053

(د) قيمة $p\text{-value} = 0.067204$

(هـ) بما أن قيمة $p\text{-value}$ أكبر من 0.05 لذلك لا يمكننا رفض فرض العدم H_0 .

(و) البواقي تتوزع توزيع طبيعي.

نموذج الانحدار يمكن كتابته على الصيغة التالية:

$$RHOGANAS = 0.182633 + 0.227079 ROMX$$

اختبار معامل β

$$\beta_1 = 0 : H_0 - 1$$

$$\beta_1 \neq 0 : H_1 - 2$$

$$\alpha = 5\% \text{ أو } 0.05 - 3$$

$$t_{\beta_1} = \frac{\beta_1 - \beta_1(\beta_1)}{S.E(\beta_1)} = \frac{0.227079 - 0}{0.114389} = 1.985145 - 4$$

$$p\text{-value} = 0.0499 \text{ قيمة} - 5$$

6 - يمكننا رفض فرض العدم H_0 لأن $p\text{-value}$ أقل من 0.05 فالاختبار ذو معنوية إحصائية.

7 - المعامل ذو معنوية إحصائية.

القرار الذي يتم اتخاذه بناءً على نموذج CAPM

بما أن $\beta = 0.227079$ أقل من الواحد فإننا نستنتج بأن الأسهم لها مخاطر نظامية أقل من مخاطر السوق، فمخاطر السوق يفترض أن تساوي 1، وبما أن العائد السوقي يزيد بنسبة 1% لذلك فإن العائد المتوقع للأسهم RHOGANAS يزيد بمقدار 0.227079%.

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ